

文章编号: 1001-0920(2011)08-1269-04

## 基于 Rollout 算法的多值属性系统诊断策略

黄以锋, 景博

(空军工程大学 工程学院, 西安 710038)

**摘要:** 针对多值属性系统的诊断策略问题, 根据 Rollout 算法可改善基础启发式算法的特点, 用 Rollout 算法对基于信息熵的多值属性系统诊断策略进行优化, 提出一种新的多值属性系统诊断策略. 理论和实验分析表明, Rollout 算法的计算结果优于信息熵算法, 计算时间在可接受范围之内, 可用于复杂多值属性系统的最优诊断策略设计.

**关键词:** 故障诊断; 可测试性设计; Rollout 算法; 诊断策略

中图分类号: TP206

文献标识码: A

### Diagnosis strategy for multi-value attribute system based on Rollout algorithm

HUANG Yi-feng, JING Bo

(Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China. Correspondent: HUANG Yi-feng, E-mail: huangyiff@126.com)

**Abstract:** The problem of diagnosis strategy for multi-value attribute system is considered. Based on the property that Rollout algorithm can improve the base heuristic algorithm, Rollout algorithm is used to improve the information entropy based diagnosis strategy for multi-value attribute system. Then, a new diagnosis strategy for multi-value attribute system is proposed. The theory and experiments demonstrate that, the method is much better than information entropy algorithm and its computing time is acceptable, which can be used to design the optimal diagnosis strategy for complicated multi-value systems.

**Key words:** fault diagnosis; design for testability; Rollout algorithm; diagnostic strategy

## 1 引言

诊断策略是系统测试和诊断技术中的一个关键问题, 其目的是设计一组测试序列, 使在满足故障隔离精度条件下, 尽可能少地消耗期望测试费用. Pattipati<sup>[1]</sup>证明了诊断策略问题是 NP 完全问题, 当系统足够复杂时, 要得到最优测试序列的计算时间将无法接受. 随着科技的发展和新技术的应用, 各种系统的性能不断得到改善和提高, 但同时其复杂度也在不断增大. 因此诊断策略问题得到了越来越多国内外学者的关注, 并提出了许多近似算法来求取最优测试序列<sup>[2-6]</sup>, 但这些算法都是针对二值属性系统的. 在实际系统中有很多测试具有多值输出, 如机电系统的振动信号测试. 含有这些测试的系统称为多值属性系统. 目前关于多值属性系统诊断策略问题的文献较少<sup>[7-8]</sup>. 文献[7]提出了启发广度优先生成树动态规划剪枝算

法的多值属性系统诊断策略, 但该方法在较大规模的系统中将出现计算爆炸问题.

Rollout 算法是一种用于组合优化问题的计算方法. Tu<sup>[3]</sup>首次将 Rollout 算法应用于诊断策略问题. 信息熵算法是一种常用的启发式算法<sup>[9]</sup>. 本文采用 Rollout 算法对基于信息熵的多值属性系统诊断策略进行优化, 提出一种新的多值属性系统诊断策略. 首先描述了多值属性系统的相关矩阵模型和要解决的具体问题; 然后阐述了 Rollout 算法的原理和计算步骤; 最后通过实验对算法的性能进行了分析和比较. 所得结果表明了算法的有效性.

## 2 问题描述

假设多值属性系统共有  $m$  个故障状态和  $n$  个测试点, 分别用  $F = f_1, f_2, \dots, f_m$  和  $T = t_1, t_2, \dots, t_n$  表示各个故障状态集合和测试点集合; 用  $C = c_1, c_2,$

收稿日期: 2010-05-13; 修回日期: 2010-07-15.

基金项目: 航空科学基金项目(20101996012).

作者简介: 黄以锋(1982-), 男, 博士生, 从事可测试性设计、故障诊断的研究; 景博(1965-), 女, 教授, 博士生导师, 从事故障预测与健康管理和可测试性设计等研究.

$\dots, c_n$  和  $P = p(f_1), p(f_2), \dots, p(f_m)$  表示各测试点的测试费用和各故障状态的发生概率; 测试输出值的维数为  $k$ . 这样, 便可建立测试点和故障状态间的相关矩阵模型, 如表 1 所示.

表 1 多值属性系统相关矩阵模型

故障状态	$t_1$	$t_2$	$\dots$	$t_n$	故障率
	$c_1$	$c_2$	$\dots$	$c_n$	
$f_1$	$d_{11}$	$d_{12}$	$\dots$	$d_{1n}$	$p(f_1)$
$f_2$	$d_{21}$	$d_{22}$	$\dots$	$d_{2n}$	$p(f_2)$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
$f_m$	$d_{m1}$	$d_{m2}$	$\dots$	$d_{mn}$	$p(f_m)$

模型中的元素  $d_{ij}$  表示第  $j$  个测试点对第  $i$  个故障状态  $f_i$  的检测属性, 取值可能为  $0 \sim k-1$  中的任意整数.

多值属性系统诊断策略是使用某种方法, 在测试集中选取一组测试集, 使系统的每个故障状态都被识别, 而且应使期望测试费用尽量小. 期望测试费用可由下式计算:

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

其中:  $p_i$  为用于隔离故障状态  $f_i$  的测试序列,  $|p_i|$  为测试序列  $p_i$  的容量.

### 3 多值属性系统诊断策略

#### 3.1 基于信息熵的多值属性系统诊断策略

假设系统的可用测试集为  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ , 根据测试  $t_q$  的结果可将系统故障状态划分为  $k$  个子集, 分别为  $F_{q0}, F_{q1}, \dots, F_{q(k-1)}$ . 由信息理论可求得  $t_q$  提供的关于  $F$  的信息量为

$$I(F; t_q) = \sum_{v=0}^{k-1} p(F_{qv}) \log_2 p(F_{qv}). \quad (2)$$

测试点提供的信息量越大, 越有利于故障隔离; 同时, 在测试过程中还应尽量使用测试费用小的测试点. 因此, 可将测试点的信息量和测试费用的比值作为优化指标.

基于信息熵的多值属性系统诊断策略是指, 在测试点的选择过程中, 不断从可用测试集中选择信息量和费用之比最高的测试点  $t_a$ , 直到所有故障状态都被隔离.

具体的计算步骤如下:

1) 设系统故障状态集为  $x = F$ , 测试集为  $t = T$ ,  $F$  和  $T$  为系统初始的故障状态集和测试集.

2) 对于故障状态集  $x$  的测试集  $t$  中的每个测试  $t_q$ , 计算由测试  $t_q$  划分的  $k$  个子集的概率分别为

$$p(x_{qv}) = \sum_{f_i \in x_{qv}} p(f_i), \quad v = 0, 1, \dots, k-1. \quad (3)$$

3) 按照式 (2) 计算测试集  $t$  中的每个测试  $t_q$  提供的信息量.

4) 从测试集  $t$  中选择一个测试  $t_a$ , 使信息量和测试费用的比值最大.

5) 用测试  $t_a$  将状态集  $x$  划分为  $k$  个子集, 再用下式更新各子集中故障状态的概率:

$$p'(f_i) = \frac{p(f_i)}{\sum_{f_i \in x_{av}} p(f_i)}, \quad v = 0, 1, \dots, k-1. \quad (4)$$

6) 重新取  $x$  为各测试子集,  $t$  为原测试集删除测试点  $t_a$  后的测试点集合, 重复 2)~5), 直到测试子集中元素的个数不多于一个.

#### 3.2 基于 Rollout 算法的多值属性系统诊断策略

Rollout 算法是建立在启发式算法基础上的一种一步前向回溯算法. 本节将采用 Rollout 算法对信息熵算法进行优化, 建立基于 Rollout 算法的多值属性系统诊断策略.

Rollout 算法的计算步骤如下:

1) 设待测试的系统故障状态集为  $x = F$ , 测试集为  $t = T$ ,  $F$  和  $T$  为系统初始的故障状态集和测试集.

2) 用测试集  $t$  中的每个测试  $t_q$  将故障状态集  $x$  划分为  $k$  个子集  $\{x_{q0}, x_{q1}, \dots, x_{q(k-1)}\}$ .

2.1) 用式 (3) 计算各子集的概率.

2.2) 对每个子集, 用下式更新其故障状态的概率:

$$p'(f_i) = \frac{p(f_i)}{\sum_{f_i \in x_{qv}} p(f_i)}, \quad v = 0, 1, \dots, k-1. \quad (5)$$

然后用信息熵算法获得子集的优化测试序列, 并计算该测试序列的期望测试费用

$$h(x_{qv}) = \sum_{i=1}^{m_v} \left\{ \sum_{j=1}^{|p_i|} c_{p_i[j]} \right\} p(f_i), \quad v = 0, 1, \dots, k-1. \quad (6)$$

其中:  $m_v$  为子集  $x_{qv}$  中故障状态的个数,  $p_i$  为用于隔离故障状态  $f_i$  的测试序列,  $|p_i|$  为测试序列  $p_i$  的容量.

2.3) 计算  $t_q$  的期望测试费用, 即

$$h_{t_q} = c_q + \sum_{v=0}^{k-1} h(x_{qv}) p(x_{qv}). \quad (7)$$

2.4) 比较测试集  $t$  中每个测试的期望测试费用, 选择具有最低费用的  $t_a$ .

3) 用测试  $t_a$  将状态集  $x$  划分为  $k$  个子集, 分别为  $x_{a0}, x_{a1}, \dots, x_{a(k-1)}$ , 并用式 (4) 更新各子集中故障状态的概率.

4) 重新取  $x$  为各测试子集,  $t$  为原测试集删除测试点  $t_a$  后的测试点集合, 重复 2)~4), 直到测试子集中元素的个数不多于一个.

这样, 被选择的测试点组成了优化的测试序列.

**定理 1** 在多值属性系统的测试点选择过程中, Rollout 算法得到的期望测试费用不大于信息熵算法.

**证明** 如图 1 所示,  $x$  为故障状态集, 假设信息熵算法得出  $t_l$  是最优测试点, 则期望测试费用为

$$h(x) = \sum_{i=1}^{m_x} \left\{ \sum_{j=1}^{|p_i|} c_{p_{i[j]}} \right\} p(f_i). \quad (8)$$

显然,  $t_l$  被用来隔离  $x$  中所有的故障状态, 则有

$$\sum_{f_i \in x} p(f_i) = 1. \quad (9)$$

根据式 (8) 可得

$$h(x) = c_l + \sum_{i=1}^{m_x} \left\{ \sum_{j=1}^{|p'_i|} c_{p'_{i[j]}} \right\} p(f_i), \quad (10)$$

其中  $p'_i$  为  $p_i$  删除  $t_l$  后的测试序列. 考虑  $x$  被  $t_l$  划分的  $k$  个子节点, 由式 (10) 可得

$$h(x) = c_l + \sum_{v=0}^{k-1} \sum_{i=1}^{m_v} \left\{ \sum_{j=1}^{|p'_i|} c_{p'_{i[j]}} \right\} p(f_i). \quad (11)$$

将式 (5) 代入 (11) 并化简, 可得

$$h(x) = c_l + \sum_{v=0}^{k-1} h(x_{lv}) p(x_{lv}). \quad (12)$$

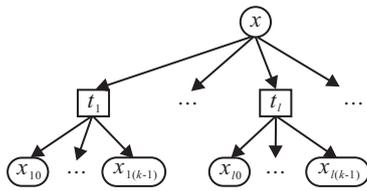


图 1 故障诊断树

对于故障状态集  $x$ , 假设 Rollout 算法计算出  $t_a$  是最优测试点, 则期望测试费用为

$$h'(x) = h_{t_a} = \min_q \left\{ c_q + \sum_{v=0}^{k-1} h(x_{qv}) p(x_{qv}) \right\}, \quad (13)$$

其中  $h(x_{qv})$  为用式 (6) 计算出的各子集优化测试序列的期望测试费用. 比较式 (12) 和 (13) 可知, 信息熵算法得出的期望测试费用是测试点  $t_l$  的费用与扩展子集的费用之和, 而 Rollout 算法得出的期望测试费用是所有测试点中这两项费用之和的最小值, 所以有  $h'(x) \leq h(x)$ , 即 Rollout 算法得到的期望测试费用不大于信息熵算法.  $\square$

**例 1** Rollout 算法计算实例<sup>[7]</sup>.

通过文献 [7] 中的一个实例来展示 Rollout 算法的计算过程. 例 1 的相关矩阵如表 2 所示. 计算过程和计算结果分别如图 2 和图 3 所示. 其中: 图 3 的左侧为用 Rollout 算法生成的诊断树, 期望测试费用为 22.54; 右侧为用信息熵算法生成的诊断树, 期望测试费用为 23.01. 可见 Rollout 算法的期望测试费用低于信息熵算法.

表 2 例 1 的相关矩阵

故障状态	$t_1$	$t_2$	$t_3$	$t_4$	故障率
$f_1$	1	1	1	0	0.70
$f_2$	2	1	2	1	0.01
$f_3$	3	0	0	0	0.02
$f_4$	1	0	0	0	0.10
$f_5$	1	0	3	0	0.05
$f_6$	2	0	1	1	0.12

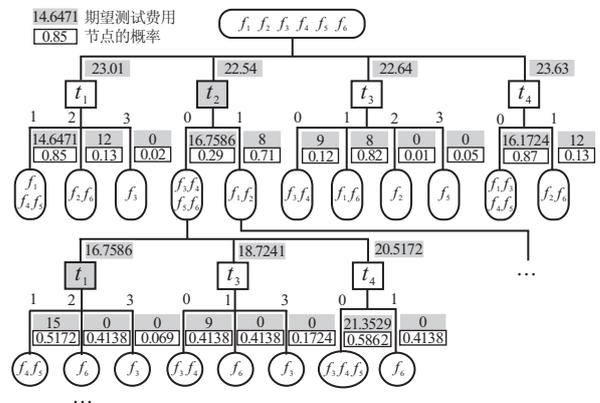
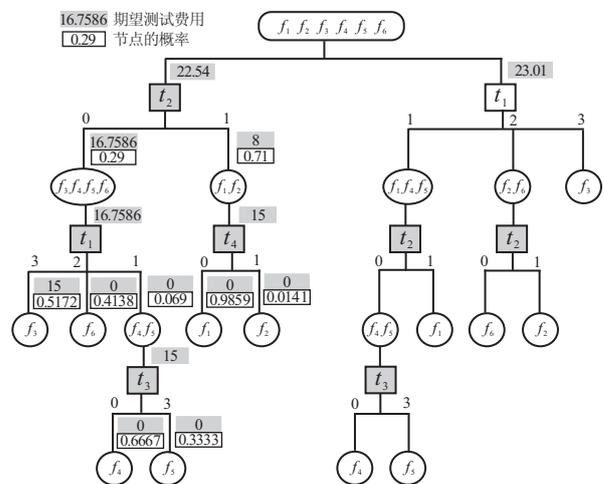


图 2 例 1 的计算过程



(a) Rollout 算法的诊断树 (b) 信息熵算法的诊断树

图 3 例 1 的故障诊断树

## 4 算法分析与比较

### 4.1 计算复杂度分析

诊断策略问题最复杂的情况是在故障树的建立过程中, 每个节点生成的子节点都可继续生成子节点, 直至所有的测试点都被用到.

在最复杂的情况下, 信息熵算法在建立故障树的过程中将生成  $n$  层节点. 其中: 第  $i$  层的节点数为  $u_i = k^{i-1}(n+1-i)$ , 所有节点数为

$$\text{Sum} = \left( \frac{k}{k-1} \right)^2 k^{n-1} - \frac{1}{k-1} n - \frac{k}{(k-1)^2}.$$

因此信息熵算法的计算复杂度为  $O(k^{n-1})$ .

Rollout 算法在建立故障树的过程中也会生成  $n$

层节点. 在前  $n-1$  层中, 第  $i$  层的节点数为

$$u_i = \left( \left( \frac{k}{k-1} \right)^2 k^{n-1-i} - \frac{n-i}{k-1} - \frac{k}{(k-1)^2} \right) k^i (n+1-i).$$

第  $n$  层的节点数为  $u_n = k^{n-1}$ . 因此 Rollout 算法的计算复杂度为  $O(n^2 k^{n-1})$ .

## 4.2 算法性能比较

为比较算法的计算效果, 在英特尔双核处理器 E2140, 内存 1 GB 和 Windows XP, Matlab 7.1 环境下, 编写了信息熵算法和 Rollout 算法的 Matlab 程序.

随机生成 1~10 组  $50 \times 80$  的 3 维复杂多值属性系统, 其中测试点费用随机取 1~4 的整数. 用信息熵算法(算法 1)和 Rollout 算法(算法 2)分别进行计算, 所得结果如表 3 所示.

表 3 复杂多值属性系统计算结果

多值属性系统	指标	算法 1	算法 2	多值属性系统	指标	算法 1	算法 2
1	cost	3.1922	3.1426	6	cost	3.3374	3.2311
	time/s	0.0241	5.0596		time/s	0.0237	5.2027
2	cost	2.9522	2.9103	7	cost	2.9808	2.9039
	time/s	0.0232	5.2218		time/s	0.0240	5.2947
3	cost	3.2368	2.9068	8	cost	2.9494	2.8970
	time/s	0.0237	5.1518		time/s	0.0238	5.1243
4	cost	3.2879	3.1634	9	cost	3.2287	3.1674
	time/s	0.0232	5.0985		time/s	0.0242	5.1236
5	cost	3.2509	2.9230	10	cost	3.2316	3.0975
	time/s	0.0233	5.2852		time/s	0.0247	5.2260

从表 3 可以看出, 在 10 组计算中, Rollout 算法的期望测试费用均小于信息熵算法. 在计算时间方面, 信息熵算法用时不到 0.1 s, Rollout 算法也只需 5 s, 在可接受范围之内.

## 5 结 论

在多值属性系统测试和诊断中, 由于计算爆炸问题, 全局最优算法不适用于复杂多值属性系统. 本文用 Rollout 算法对信息熵算法进行优化, 建立了基于 Rollout 算法的多值属性系统诊断策略, 通过理论分析, 证明了 Rollout 算法所得费用不大于信息熵算法. 实验数据分析进一步验证了这一点, 且 Rollout 算法的计算时间在可接受范围之内. 因此该算法可用于复

杂多值属性系统的测试与诊断.

## 参考文献(References)

- [1] Pattipati K R, Alexandridis M G. Approach of heuristic search and information theory to sequential fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1990, 20(4): 872-887.
- [2] Raghavan V, Shakeri M, Pattipati K R. Optimal and near optimal test sequencing algorithms with realistic test models[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1999, 29(1): 11-27.
- [3] Tu F, Pattipati K R. Rollout strategy for sequential fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2003, 33 (1): 86-99.
- [4] Ruan S, Tu F, Pattipati K R. On a multimode test sequencing problem[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2004, 34 (3): 1490-1499.
- [5] Kundakcioglu O E, Ünlüyurt T. Bottom-up construction of minimum-cost AND/OR trees for sequential fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2007, 37(5): 621-629.
- [6] Boumen R, Ruan S, Jong I, et al. Hierarchical test sequencing for complex systems[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2009, 39(3): 640-649.
- [7] 王伟, 胡清华, 于霄, 等. 多值属性系统的故障诊断策略最优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(5): 1073-1078. (Wang W, Hu Q H, Yu X, et al. Optimal method for fault diagnosis strategy with multi-value attribute system[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2008, 29(5): 1073-1078.)
- [8] 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. (Yang P, Qiu J, Liu G J. Optimized diagnostic strategy generation with multivalued tests[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2008, 29(8): 1675-1678.)
- [9] Starzyk J A, Liu D, Liu Z H, et al. Entropy-based optimum test points selection for analog fault dictionary techniques[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2004, 53(3): 754-761.

(上接第 1268 页)

- [10] Zou Qingze, Santosh Devasia. Preview-based optimal inversion for output tracking: Application to scanning tunneling microscopy[J]. IEEE Trans on Control System Technology, 2004, 12(3): 375-386.
- [11] Devasia S, Chen D, Paden B. Nonlinear inversion based output tracking[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 1996, 41(7): 930-942.
- [12] 姚郁, 傅绍文, 贺风华, 等. 基于加权函数选择的伺服系统性能优化设计方法[J]. 自动化学报, 2009, 35(11): 1470-1475. (Yao Y, Fu S W, He F H. Servo system performance optimization design method based on weight function selection[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(11): 1470-1475.)