

基于 Rollout 算法的序贯多故障诊断策略

黄以锋¹, 景博¹, 罗炳海², 李健君¹

(1. 空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038; 2. 中国人民解放军驻二二二厂军事代表室, 陕西 宝鸡 721006)

摘要: 针对目前大部分序贯多故障诊断算法需要计算最小碰集、计算方法较为复杂的问题, 在对多故障相关矩阵模型进行转换的基础上, 利用 Rollout 算法对基于信息熵的多故障诊断策略进行优化, 提出一种新的多故障诊断策略. 实例计算结果表明, 与现有算法相比, 所提出方法的期望测试费用更低, 且具有先测试后修复的特点, 在实际工程中更便于操作.

关键词: 多故障诊断; 可测试性设计; Rollout 算法; 诊断策略

中图分类号: TP206

文献标志码: A

Sequential multiple fault diagnosis strategy based on Rollout algorithm

HUANG Yi-feng¹, JING Bo¹, LUO Bing-hai², LI Jian-jun¹

(1. College of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. Military Representative Office in 212 Plant, Baoji 721006, China. Correspondent: HUANG Yi-feng, E-mail: huangyiff@126.com)

Abstract: At present, most of the existing sequential multiple fault diagnosis algorithms have to compute minimal compact set, which is very complex. On the basis of converting the fault-test relation matrix, the diagnosis strategy for multiple faults is improved by using Rollout algorithm. Then, a new diagnosis strategy for multiple fault diagnosis is proposed. The example demonstrates that the cost of the method is lower, and the method can test first and repair last, which is useful in practice.

Keywords: multiple fault diagnosis; design for testability; Rollout algorithm; diagnostic strategy

0 引言

序贯诊断策略要解决的问题是设计一组测试序列, 以尽量少的期望测试费用达到故障隔离的要求^[1]. 该问题已被证明是 NP 完全问题^[2], 在一般情况下, 只假设同一时刻至多出现一个故障. 然而, 对于拥有很多元器件的复杂系统, 往往出现同一时刻存在多个故障的情况. 此时, 由于隐藏故障与掩盖故障^[3]的存在, 基于单故障假设的测试可能会得出错误的诊断结论, 必须针对复杂系统多故障并发的特点研究新的诊断策略. 近年来, 已经有学者对多故障序贯诊断策略问题开展了研究, 并提出了一些算法^[3-8], 但这些算法大部分都需要计算最小碰集, 增加了计算量和计算难度. Rollout 算法是一种一步前向回溯算法, 已在诊断策略问题上有所应用^[9-10].

本文在对多故障系统相关矩阵模型进行转换后, 利用 Rollout 算法对基于信息熵的多故障诊断策略进行优化, 提出一种新的多故障诊断策略. 首先, 描述多故障诊断的测试模型; 然后, 阐述多故障相关性矩阵

模型的转换方法和 Rollout 算法计算步骤, 并利用实例展示了算法的详细计算过程; 最后, 将计算结果与现有一些算法进行对比分析. 结果表明, 所提出方法的期望测试费用更低, 且具有先测试后修复的特点, 在实际工程中更便于操作.

1 问题描述

多故障序贯测试问题是在测试结果的基础上确定系统的故障状态, 本文假设故障状态是独立的, 每个测试提供的信息是故障状态集合的一个子集. 假设测试均独立, 所有测试的总费用为各个测试的费用之和.

多故障诊断测试模型可用五元组 (S, P, T, C, B) ^[3] 表示, 其中:

1) $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ 为系统的独立故障状态集, 为便于描述, 定义 $S = S \cup \{s_0\} = \{s_0, s_1, \dots, s_m\}$ 为包括正常状态的故障状态集, s_0 为正常状态, 符号 \cup 为并集运算;

收稿日期: 2013-12-16; 修回日期: 2014-03-19.

作者简介: 黄以锋(1982—), 男, 讲师, 博士, 从事可测性设计、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、可测性设计、传感器网络等研究.

2) $P = [p(s_1), p(s_2), \dots, p(s_m)]^T$ 为系统各故障状态的先验概率矢量;

3) $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ 为 n 个可用测试的集合, 每个测试可诊断某个故障状态是否发生, 这里假设测试结果是绝对可靠的;

4) $C = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T$ 为将时间、人力要求、设备要求等综合起来的测试费用矢量, 矢量中测试费用与测试是相对应的;

5) $B = [b_{ij}]$ 为 $m \times n$ 的故障 (测试相关二进制矩阵), 表示系统的故障状态集 S 与测试集 T 之间的关系, 也称为故障特征信息, 如果 t_j 能检测到 s_i , 则 $b_{ij} = 1$, 否则 $b_{ij} = 0$.

多故障诊断问题可以表述为如何以尽量低的期望测试费用隔离多故障状态. 一般用 J 表示期望测试费用, 计算公式为

$$J = \sum_{S_I \subseteq S} p(S_I) E(C|S_I) = \sum_{S_I \subseteq S} \sum_{t_j \in R_I} p(S_I) c_j. \quad (1)$$

其中: $E(\cdot)$ 为期望值; $E(C|S_I)$ 为假设多故障状态 S_I 发生时, 隔离需要的所有费用; $S_I \subseteq S$ 为最终隔离的多故障状态, 即诊断树的叶子节点中包含的多故障状态; $p(S_I)$ 为多故障状态的发生概率; R_I 为用于隔离该故障状态所用测试的集合.

S_I 可用一个 m 维的向量 X 表示, 有 $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$. 若 $s_i \in S_I$, 则 $x_i = 1$, 否则 $x_i = 0$. S_I 发生的概率为

$$p(S_I) = \prod_{i=1}^m p(s_i)^{x_i} (1 - p(s_i))^{1-x_i}. \quad (2)$$

注意到, 诊断树的一个叶子节点中, 可能会包含多个多故障状态, 且这些故障状态经历过的测试都是一样的, 可以先计算诊断树的各个叶子节点的期望测试费用, 再求和得到整个诊断树的期望测试费用 J , 所以式(1)又可表示为

$$J = \sum_{A_k \subseteq A} \left(\sum_{S_I \subseteq A_k} p(S_I) \times \sum_{t_j \in R_I} c_j \right). \quad (3)$$

其中: A 为所有叶子节点的集合, A_k 为该叶子节点包含多故障状态的集合, R_I 为隔离到叶子节点 A_k 所用的测试集合.

2 序贯多故障诊断策略

2.1 建立多故障相关性矩阵模型

将原来的单故障相关性矩阵模型进行扩展、简化, 建立多故障相关性矩阵模型, 步骤如下.

Step 1: 假设被测系统的故障状态集为 $S = \{s_0, s_1, \dots, s_m\}$, s_0 为正常状态, 其余为独立故障状态. 测试集为 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$; 各故障状态的先验概率矢量为 $P = [p(s_1), p(s_2), \dots, p(s_m)]^T$; 与测试相对应的测试费用矢量为 $C = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T$; 故障-测试相

关二进制矩阵为 $B = [b_{ij}]$.

Step 2: 将单故障状态集 S 扩展为多故障状态集 $S' = \{s'_0, s'_1, \dots, s'_{2^m-1}\}$, S' 中的任意多故障状态 s'_i 可用一个 m 维的向量 $X = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ 表示. 若 $s_j \in s'_i$, 则 $x_j = 1$, 否则 $x_j = 0$, 且满足

$$\sum_{j=1}^m 2^{j-1} x_j = i. \quad (4)$$

由多故障状态 s'_i 包含的全部单故障状态的二进制行向量相或, 得到其故障特征信息. 根据式(5)计算多故障状态 s'_i 的先验概率, 有

$$p(s'_i) = \prod_{j=1}^m p(s_j)^{x_j} (1 - p(s_j))^{1-x_j}. \quad (5)$$

Step 3: 合并故障特征信息一致的多故障状态, 用 s''_k 表示, 其中 k 为序号最小的被合并多故障状态的序号. s''_k 的概率为所有被合并多故障状态的概率之和, 为便于表述, 用 F 表示合并后的多故障状态集.

2.2 用Rollout算法计算出测试序列

Rollout算法是一种前向回溯算法, 以某种启发式算法为基础进行前向搜索, 虽然不一定能达到最优, 但能保证计算效果不比基础启发式算法差^[10], 具有计算量小、计算效果较好的特点. 本文在信息熵算法的基础上建立Rollout算法, 对新的多故障相关性矩阵模型进行计算, 得到测试序列, 计算步骤如下.

Step 1: 设 x 为多故障状态集 F , t 为可用测试集 T .

Step 2: 根据测试对应的故障特征信息, 将故障状态集划分为两个子集. 如, 根据测试 t_q 的结果为通过和不通过, 将 x 划分为两个子集 $\{x_{q0}, x_{q1}\}$. 各子集的概率为所包含故障状态概率之和, 即

$$p(x_{qv}) = \sum_{f_i \in x_{qv}} p(f_i), v = 0, 1. \quad (6)$$

将各子集看成一个整体, 更新其包含的故障状态的概率为

$$p'(f_i) = \frac{p(f_i)}{\sum_{f_i \in x_{qv}} p(f_i)}, v = 0, 1. \quad (7)$$

Step 3: 利用信息熵算法计算各子集的优化测试序列^[11], 该测试序列的期望测试费用为

$$h(x_{qv}) = \sum_{i=1}^{m_v} \left\{ \sum_{j=1}^{|p_i|} c_{p_{i[j]}} \right\} p(f_i), v = 0, 1. \quad (8)$$

Step 4: 计算测试 t_q 的期望测试费用

$$h_{t_q} = c_q + h(x_{q1})p(x_{q1}) + h(x_{q0})p(x_{q0}). \quad (9)$$

从测试集 t 中选择具有最低期望测试费用的测试, 用 t_a 表示.

Step 5: 根据 t_a 的测试结果为通过和不通过, 将 x

划分为 x_{a0} 和 x_{a1} 两个子集, 根据式 (7) 对两个子集中故障状态的概率进行更新.

Step 6: 取故障状态集 x 为各个子集, 取测试集 t 为去掉测试 t_a 后的原测试集, 重复 Step 2 ~ Step 6, 直至子集不可再分.

依次被选的测试点即可组成优化测试序列.

3 实例分析

以文献 [3] 的数据为例来展示本文算法的具体计算过程, 并将计算结果与现有的研究成果进行比较分析.

例 1 相关性矩阵如表 1 所示, 包括 6 个故障状态和 5 个可用测试.

表 1 相关性矩阵模型

故障状态	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	概率	条件概率
	1	1	1	1	1		
s_0	0	0	0	0	0	—	0.700
s_1	0	1	0	0	1	0.014	0.010
s_2	0	0	1	1	0	0.027	0.020
s_3	1	0	0	1	1	0.125	0.100
s_4	1	1	0	0	0	0.068	0.050
s_5	1	1	1	1	0	0.146	0.120

首先, 建立多故障相关性矩阵模型. 例 1 中: $S = \{s_0, s_1, \dots, s_5\}$, $T = \{t_1, t_2, t_3, t_4, t_5\}$, $P = [0.014, 0.027, 0.125, 0.068, 0.146]^T$, $C = [1, 1, 1, 1, 1]^T$. 将单故障状态集 S 进行扩展, 由式 (4) 得出多故障状态包含的单故障状态, 由式 (5) 得出多故障状态发生的概率, 将多故障状态 s'_i 包含的单故障状态故障特征信息相或的结果作为多故障状态 s'_i 的故障特征信息, 得到扩展后的多故障相关性矩阵模型, 如表 2 所示. 由表 2 可见, 一些多故障状态的故障特征信息是一致的, 如 s'_{30} 和 s'_{31} , 应当进行合并. 将所有故障特征信息相同的多故障状态合并后, 得到如表 3 所示的相关性矩阵模型.

然后, 按照 Rollout 算法的计算步骤计算优化测试序列, 5 个测试分别将故障状态集分为两个子集, 对每个子集进行计算. 例如, 测试 t_2 将故障状态集分为 $\{f_0, f_2, f_4, f_6\}$ 和 $\{f_1, f_3, f_5, f_7, f_8, f_9, f_{10}\}$ 两个子集, 可求得子集 $\{f_0, f_2, f_4, f_6\}$ 的相关性矩阵模型, 用信息熵算法求得故障树, 并计算期望测试费用为 1.175 6. 同理, 求得子集 $\{f_1, f_3, f_5, f_7, f_8, f_9, f_{10}\}$ 的期望测试费用为 2.224 3. 由式 (9) 计算可得, 若选用 t_2 , 则期望测试费用为 2.401 3. 依次求得选用其他测试的期望测试费用, 经过比较, 测试 t_2 的期望测试费用最小, 所以将测试 t_2 放入优化测试序列. 利用同样的方法对 t_2 分出的子集和子集的子集进行处理, 依次将选择的测试放入优化测试序列.

表 2 扩展后的多故障相关性矩阵模型

故障状态	包含的单故障状态	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	条件概率
		1	1	1	1	1	
s'_0	s_0	0	0	0	0	0	0.668 1
s'_1	s_1	0	1	0	0	1	0.009 5
s'_2	s_2	0	0	1	1	0	0.018 5
s'_3	$s_1 s_2$	0	1	1	1	1	0.000 3
s'_4	s_3	1	0	0	1	1	0.095 4
s'_5	$s_1 s_3$	1	1	0	1	1	0.001 4
s'_6	$s_2 s_3$	1	0	1	1	1	0.002 6
s'_7	$s_1 s_2 s_3$	1	1	1	1	1	0.000 0
s'_8	s_4	1	1	0	0	0	0.048 7
s'_9	$s_1 s_4$	1	1	0	0	1	0.000 7
s'_{10}	$s_2 s_4$	1	1	1	1	0	0.001 4
s'_{11}	$s_1 s_2 s_4$	1	1	1	1	1	0.000 0
s'_{12}	$s_3 s_4$	1	1	0	1	1	0.007 0
s'_{13}	$s_1 s_3 s_4$	1	1	0	1	1	0.000 1
s'_{14}	$s_2 s_3 s_4$	1	1	1	1	1	0.000 2
s'_{15}	$s_1 s_2 s_3 s_4$	1	1	1	1	1	0.000 0
s'_{16}	s_5	1	1	1	1	0	0.114 2
s'_{17}	$s_1 s_5$	1	1	1	1	1	0.001 6
s'_{18}	$s_2 s_5$	1	1	1	1	0	0.003 2
s'_{19}	$s_1 s_2 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 0
s'_{20}	$s_3 s_5$	1	1	1	1	1	0.016 3
s'_{21}	$s_1 s_3 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 2
s'_{22}	$s_2 s_3 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 5
s'_{23}	$s_1 s_2 s_3 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 0
s'_{24}	$s_4 s_5$	1	1	1	1	0	0.008 3
s'_{25}	$s_1 s_4 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 1
s'_{26}	$s_2 s_4 s_5$	1	1	1	1	0	0.000 2
s'_{27}	$s_1 s_2 s_4 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 0
s'_{28}	$s_3 s_4 s_5$	1	1	1	1	1	0.001 2
s'_{29}	$s_1 s_3 s_4 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 0
s'_{30}	$s_2 s_3 s_4 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 0
s'_{31}	$s_1 s_2 s_3 s_4 s_5$	1	1	1	1	1	0.000 0

表 3 合并后的多故障相关性矩阵模型

多故障状态	被合并的故障状态	t_1	t_2	t_3	t_4	t_5	条件概率
		1	1	1	1	1	
$f_0(s''_0)$	s'_0	0	0	0	0	0	0.668 1
$f_1(s''_1)$	s'_1	0	1	0	0	1	0.009 5
$f_2(s''_2)$	s'_2	0	0	1	1	0	0.018 5
$f_3(s''_3)$	s'_3	0	1	1	1	1	0.000 3
$f_4(s''_4)$	s'_4	1	0	0	1	1	0.095 4
$f_5(s''_5)$	$s'_5 s'_{12} s'_{13}$	1	1	0	1	1	0.008 4
$f_6(s''_6)$	s'_6	1	0	1	1	1	0.002 6
	$s'_7 s'_{11} s'_{14} s'_{15}$						
$f_7(s''_7)$	$s'_{17} s'_{19} s'_{20} s'_{21}$	1	1	1	1	1	0.020 3
	$s'_{22} s'_{23} s'_{25} s'_{27}$						
	$s'_{28} s'_{29} s'_{30} s'_{31}$						
$f_8(s''_8)$	s'_8	1	1	0	0	0	0.048 7
$f_9(s''_9)$	s'_9	1	1	0	0	1	0.000 7
$f_{10}(s''_{10})$	$s'_{10} s'_{16} s'_{18} s'_{24} s'_{26}$	1	1	1	1	0	0.127 3

最后, 根据优化测试序列画出例 1 的故障诊断树, 如图 1 所示. 图 1 中, 节点上方框中的数字为测试过程中进入该节点的概率. 由式 (3) 可求出期望测试费用为 2.401 3.

4 结 论

现有大部分序贯多故障诊断算法都需要计算最小碰集, 计算相对复杂. 本文在将多故障系统矩阵模型转换为单故障系统矩阵模型的基础上, 使用 Rollout 算法进行计算, 提出了一种基于 Rollout 算法的序贯多故障诊断策略, 不需要计算最小碰集, 具有先测试、后修复的特点, 在实际工程应用中更便于操作. 实例分析结果表明, 所提出方法得到的故障诊断树在期望测试费用方面具有一定的优势.

参考文献(References)

- [1] 田仲, 石君友. 系统测试性设计分析与验证[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2003: 171-213.
(Tian Z, Shi J Y. System testability design, analysis and verification[M]. Beijing: Beijing University of Aeronautics and Astronautics Press, 2003: 171-213.)
- [2] 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.
- [3] Raghavan V, Shakeri M, Pattipati K R, et al. Sequential testing algorithms for multiple fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans, 2000, 30(1): 1-14.
- [4] 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.
(Wang H X, Pang H B, Ye X H. Research on test sequence problem for multiple fault diagnosis[J]. Acta Armamentarii, 2011, 32(12): 1518-1523.)
- [5] 闫鹏程, 连光耀, 刘晓芹, 等. 基于多故障模糊组的序贯多故障诊断方法[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(1): 34-37.
(Yan P C, Lian G Y, Liu X Q, et al. Research on sequential multiple fault diagnosis method based on multiple fault ambiguity group[J]. Computer Measurement & Control, 2012, 20(1): 34-37.)
- [6] 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.
(Wang Z L, Xu A Q. Multiple fault diagnosis algorithms based on minimal hitting sets[J]. Acta Armamentarii, 2010, 31(3): 337-342.)
- [7] 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, 29(11): 1379-1383.
(Yang P, Qiu J, Liu G J. Research on optimization generation technology for multiple fault diagnostic strategy[J]. Acta Armamentarii, 2008, 29(11): 1379-1383.)
- [8] Gao Lei, Zeng Guang-zhou. Dynamic testing algorithm based on rough sets for multiple fault diagnosis[C]. The 5th Int Conf on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Shandong, 2008: 157-163.
- [9] Tu F, Pattipati K R. Rollout strategy for sequential fault diagnosis[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2003, 33 (1): 86-99.
- [10] 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 for multi-value attribute system based on Rollout algorithm[J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1269-1272.)
- [11] 黄以锋, 景博, 茹常剑. 基于信息熵的多值属性系统诊断策略优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(5): 1003-1008.
(Huang Y F, Jing B, Ru C J. Optimal method of diagnosis strategy in multi-value attribute system based on information entropy[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2011, 32(5): 1003-1008.)

(责任编辑: 郑晓蕾)