

文章编号: 1001-0920(2011)08-1248-05

免疫检测器证据理论集成的机组复合故障诊断

岑健^{1,2}, 胥布工², 张清华³, 邵龙秋³

(1. 广东技术师范学院 自动化学院, 广州 510665; 2. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广州 510640; 3. 广东石油化工学院 计算机与电子信息学院, 广东 茂名 525000)

摘要: 针对机组复合故障诊断准确率较低的状况, 基于免疫机理的人工免疫智能方法, 构建对故障比较敏感的无量纲指标免疫检测器. 采用自适应调节匹配阈值和从非己空间产生的候选检测器, 能有效减少黑洞和边界不清晰. 通过免疫编程优化策略获得最佳识别能力的新特征指标. 利用证据理论对多类免疫检测器进行集成诊断, 提炼出能直接应用于复合故障诊断的优秀无量纲免疫检测器, 机组实验结果表明, 所得免疫检测器能快速、准确地进行复合故障诊断.

关键词: 人工免疫系统; 集成诊断; 复合故障; 免疫检测器; D-S 证据理论

中图分类号: TP18; TP206

文献标识码: A

Complex fault diagnosis of machine unit based on evidence theory and immune detector integrated

CEN Jian^{1,2}, XU Bu-gong², ZHANG Qing-hua³, SHAO Long-qiu³

(1. School of Automation, Guangdong Polytechnic Normal University, Guangzhou 510665, China; 2. School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China; 3. School of Electronic Information and Computer, Guangdong Petrochemical University, Maoming 525000, China. Correspondent: CEN Jian, E-mail: mmajian@163.com)

Abstract: For the condition that lower accuracy exists in complex fault diagnosis of machine unit, an artificial immune intelligent method based on immune mechanism is proposed, dimensionless immune detectors are constructed and complex fault can be detect and diagnosed. Match thresholds are used and candidate detectors from nonself-space are generated, which can effectively reduce the black hole and unclear border. Immune programming is introduced into feature construct of complex fault diagnosis in order to obtain new feature parameter. A few type immune detectors are integrated and diagnosed by using evidential theory, which can directly be applied to complex fault diagnosis. These excellent immune detectors can improve the accuracy of complex fault diagnosis, and the experiment results show that complex fault can be accurately and rapidly diagnosed.

Key words: artificial immune system; integrated diagnosis; complex fault; immune detector; D-S evidential theory

1 引言

由于旋转机械等大型设备结构和工艺上的复杂性, 使得发生的故障多为复合故障, 这给诊断带来了极大的困难. 多故障并发时, 不同故障特征相互混杂而呈现出多耦合、模糊性和不确定性等复杂征兆, 很难用准确的数学模型加以描述, 也难以完全依靠确定性判据进行故障诊断. 机组的复合故障, 特别是对机组轴系、齿轮箱、轴承座等容易由里面或相关部件缺陷而出现的复合故障的准确诊断, 一直是故障诊断领

域难以突破的一个瓶颈^[1-2]. 目前, 针对设备运行中出现的复合故障诊断的方法并不多, 且大都集中在神经网络、专家系统、模糊集、粗糙集理论、分层理论、支持向量机等方面. 以上方法在实际应用中存在诊断准确率不高、难以实现在线快速诊断的问题^[3-4].

人工免疫系统^[3]具有强大的信息处理能力和“自己-非己”识别能力, 而且免疫系统具有学习能力和记忆能力等. 这些能力协同激励、多样性、适应性等, 为故障诊断领域的研究提供了新思想和新方法. D-S 证

收稿日期: 2010-06-19; 修回日期: 2010-08-18.

基金项目: 广东省自然科学基金项目(S2011040002384).

作者简介: 岑健(1967-), 女, 副教授, 博士, 从事人工免疫算法、智能故障诊断等研究; 胥布工(1956-), 男, 教授, 博士生导师, 从事鲁棒控制、网络化控制系统等研究.

据理论为不确定信息的表达与合成提供了一种自然而强有力的方法,能较好地处理故障诊断中的不确定性问题,因而越来越受到人们的关注^[4-5].

本文探讨一种利用人工免疫原理,将复合故障视为单独一类新出现的故障并参与到整个故障空间中训练、检测、判断分类,利用 D-S 证据理论对复合故障进行集成诊断的新方法,以期提高故障诊断的准确率.实例分析表明了该方法的有效性.

2 证据理论的合成法则

多信息融合的实质是在同一识别框架下,将不同的证据体合成为一个新的证据体的过程,关键是如何根据现有的证据构造出基本可信度分配.如果这几批证据不是完全冲突的,则可利用合成法则计算出一个基本可信度分配,而该基本可信度分配便可作为这几批证据联合作用下产生的基本可信度分配.下面给出基于证据理论的合成法则^[6].

2.1 证据组合规则

定义 1 设 Bel_1 和 Bel_2 是同一识别框架 θ 上的两个信任函数, m_1 和 m_2 分别是其对应的基本可信度分配,若 $A \subseteq \theta$ 且 $m(A) > 0$, 则称 A 为焦点. 设焦点分别为 A_1, A_2, \dots, A_k 和 B_1, B_2, \dots, B_n , 若

$$K = \sum_{A_i \cap B_j = \emptyset} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j) < 1, \quad (1)$$

则合成后的基本可信度分配 $m: 2^\theta \rightarrow [0, 1]$, 即

$$\begin{cases} m(C) = (1 - K)^{-1} \sum_{A_i \cap B_j} m_1(A_i)m_2(B_j), C \neq \emptyset; \\ m(C) = 0, C = \emptyset. \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中若 $K \neq 1$, 则 m 确定一个基本可信度分配;若 $K = 1$, 则认为 m_1 与 m_2 矛盾, 不能对基本可信度分配进行组合. K 反映了证据间的冲突程度, 其值越大, 表明证据之间的冲突越大.

2.2 证据的合成

对于多个基本可信度分配的合成, 可以依次计算. 设 Bel_1, \dots, Bel_n 是同一识别框架 θ 上的信任函数; m_1, \dots, m_n 是对应的基本可信度分配. 如果 Bel_1, \dots, Bel_n 存在, 且基本可信度分配为 m , 则 n 个信任函数的组合为

$$Bel = \{[(Bel_1 \oplus Bel_2) \oplus Bel_3]A\} \oplus Bel_n, \quad (3)$$

由组合证据获得的最终证据与其次序无关^[7].

3 无量纲免疫检测器生成算法

3.1 无量纲指标

统计特征参量分析中随机信号的概率密度函数为

$$p(x) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{p[x < x(t) \leq x + \Delta x]}{\Delta x} = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta x} \left(\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{T_x}{T} \right) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta x} \left(\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{\sum_{i=1}^k \Delta t_i}{T} \right). \quad (4)$$

其中: T 为样本长度, T_x 为信号幅值落在 x 与 $x + \Delta x$ 之间的时间和. 从概率密度函数可得如下有量纲指标:

均值为

$$\bar{X} = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx, \quad (5)$$

平均幅值为

$$|\bar{X}| = \int_{-\infty}^{\infty} \sqrt{|x|}p(x)dx, \quad (6)$$

均方根值为

$$X_{rms} = \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} x^2p(x)dx}, \quad (7)$$

方根幅值为

$$X_r = \left[\int_{-\infty}^{+\infty} \sqrt{|x|}p(x)dx \right]^2, \quad (8)$$

斜度(歪度)为

$$\alpha = \int_{-\infty}^{+\infty} x^3p(x)dx, \quad (9)$$

峭度为

$$\beta = \int_{-\infty}^{+\infty} x^4p(x)dx. \quad (10)$$

无量纲指标是由两个具有相同量纲的量之比组成的. 无量纲指标对信号的幅值和频率不敏感, 即对机器工作条件关系不大, 而对故障足够敏感.

定义以下无量纲指标:

波形指标

$$S_f = X_{rms}/|\bar{X}|, \quad (11)$$

峰值指标

$$C_f = X_{max}/X_{rms}, \quad (12)$$

脉冲指标

$$I_f = X_{max}/|\bar{X}|, \quad (13)$$

裕度指标

$$CL_f = X_{max}/X_r, \quad (14)$$

峭度指标

$$K_v = \beta/X_{rms}^4. \quad (15)$$

由以上 5 种无量纲指标构造的免疫检测器, 分别定义为波形免疫检测器、峰值免疫检测器、脉冲免疫检测器、裕度免疫检测器和峭度免疫检测器^[8].

3.2 相关的数学描述

定义 2 设备各种正常工作模式的测量时域信号称为自己空间, 记为 S .

定义 3 设备各种故障模式测量时域信号称为故障模式空间, 记为 M , $M = (M_1, M_2, \dots, M_n)$. 其中: $M_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 类故障模式的时域信号, n 为已知故障模式数.

定义 4 反映设备故障模式独有特征的测量信号称为非己空间, 记为 N . 非己空间是指故障模式空间减去其所包含的自己空间的内容.

以上 3 个空间的关系为

$$N = M - S \cap M.$$

定义 5 (黑洞) 一非我模式串 $a \in N$ 是一个黑洞, 如果存在检测器 S , 使得 $\text{Match}(a, s)$, 则 $\exists t \in S$, 使得 $\text{Match}(t, s)$.

定义 6 故障敏感因子表示对故障具有的不同敏感程度, 定义为 $u = G_{\max}/Z_{\text{mix}}$, 即故障指标最大值与正常指标最小值之比.

定义 7 故障信息因子表示对故障有用信息部分保存的程度, 定义为 $v = T_s/T_{\max}$, 即故障丢失信息与有用信息之比.

3.3 算法描述

Step 1: 提取故障试验数据, 并转化为无量纲指标值.

Step 2: 根据故障类型, 确定数据编码的位数 n' .

Step 3: 将需要保护或检测的有限数据串定义为自己串 S ; 将先验复合故障模式的有限数据串定义为非己串 N , 作为初始检测器.

Step 4: 采用非己空间变异方法产生候选检测器^[9].

Step 5: 编码位数 n' 和阈值 r 的确定. r 的位数取值区间约为 $(1/2)n' \leq r \leq (2/3)n'$, n' 为非己空间串二进制编码的位数. 根据故障样本的种类, 各故障与敏感因子和信息因子的关联程度, 自适应调节阈值 r , $r = kuv$. 其中: k 为校正系数, u 为敏感因子, v 为信息因子. 然后进行模式匹配.

Step 6: 采用生物遗传中变异机制和克隆选择原理, 在非己空间进行串的分段变异搜索, 得到的检测器即为初始抗体集合.

Step 7: 评估. 提呈抗原 A_g (表征问题的解), 计算抗原和所有抗体 $A_{b_i} \in A_k$ 之间的亲和度 f_i .

Step 8: 更新. 在更新概率 P_r 下获得一个新抗体, 并置于新抗体集 A'_b 中.

Step 9: 克隆. 如果没有生成新的抗体, 则进入克隆阶段, 即对当前的抗体集按与其亲和度成比例的克隆概率 P_c 进行抗体克隆, 并将克隆体置于 A'_b 中.

Step 10: 高频变异. 如果在克隆操作中被选择的高亲和度抗体没有进行克隆, 则将它以与其亲和度成

反比的变异概率 P_m 进行变异, 并将获得的新抗体置于 A'_b 中.

Step 11: 抗体集的迭代. 重复执行 Step 8~Step 10, 直到一个完整的 A'_b 生成.

Step 12: 进化代数的迭代. 进化代数 $R = R + 1$, 新抗体集将返回执行 Step 7 的评估, 整个计算过程不断重复, 直至满足停止条件.

Step 13: 经过上述步骤得到的最优复合指标用来训练检测器成熟并输出.

Step 14: 将故障的敏感因子和信息因子作为两种证据体, 并与成熟检测器经证据决策系统集成产生优秀检测器.

4 免疫编程的特征分类方法

在故障诊断的特征提取中, 借用 Fisher 信息准则思想, 当免疫编程 (IP) 进化计算时, 选取亲和度最大的个体, 从而保证最优特征指标的分类能力使类间离散度尽可能大, 类内样本离散度尽可能小. 本文将免疫编程^[10]用于诊断信息的特征构造, 通过原始特征的组合形成新的特征指标, 并根据特征的分类能力采用克隆选择机制进行优化选择, 最终得到分类能力较好的复合特征. 对于 IP 算法的优化性能, 文献 [10] 进行了详细的分析, 并与遗传编程 (GP) 算法进行了对比.

免疫编程算法是基于克隆选择原理和低亲和力抗体更新机制而提出的.

根据故障特点, 有关指标定义如下:

1) 对于某一个体 ν 的 n 类 d 维样本集 Θ , 包含 N 个样本 x_1, x_2, \dots, x_n . 其中: N_1 个属于 ξ_1 类, 记为 Θ_1 ; N_2 个属于 ξ_2 类, 记为 Θ_2 ; \dots ; N_n 个属于 ξ_n 类, 记为 Θ_n . N_i 个样本的均值为

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in \Theta_i} x, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (16)$$

样本类内离散度 D_i 和总类内平均离散度 D_ξ 分别为

$$D_i = \sum_{x \in \Theta_i} (x - m_i)(x - m_i)^T, \quad i = 1, 2, \dots, n; \quad (17)$$

$$D_\xi = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n D_i. \quad (18)$$

样本类间离散度为

$$D_{ij} = (m_i - m_j)(m_i - m_j)^T, \quad i \neq j. \quad (19)$$

亲和度函数取

$$F(\nu) = \frac{\min(D_{ij})}{D_\xi}, \quad (20)$$

其中 D_{ij} 为第 i 类与第 j 类之间的类间距. 分子表示取类间离散度最小值, 分母表示取类内离散度平均值. 当免疫编程进化计算时, 选取亲和度最大的个体, 从而保证最优特征指标的分类能力使类间离散度尽可能大, 类内样本离散度尽可能小.

2) 设群体个数 $R = 150$, $P_r = 0.3$, $P_c = 0.6$, $P_m = 0.1$, 抗体集 $J = 100$.

3) 进化终止准则. 采用在连续几次(如设定为 t 次)迭代中抗体集的抗体都无法改善作为终止条件. 即计算亲和度, 若连续 t 次, 有

$$F_i \leq \delta, \tag{21}$$

则终止进化. 其中: F_i 为第 i 代抗体之间的亲和度, δ 为预先确定的一个极小值.

4) 优化结果. 复合故障的无量纲指标故障样本在免疫编程特征分类中, 实现了不同故障的准确分类. 构建无量纲指标的过程中, 实验数据来自第 6 节的实验平台. 算法运行后获得的最优复合指标为

$$H = (S_F K_v + 2CL_F)/(K_v - S_f I_f). \tag{22}$$

将最优复合指标用来训练检测器成熟并输出.

5 基于无量纲免疫检测器证据理论集成的复合故障诊断系统

5.1 复合故障诊断系统

针对机组的故障信号, 首先选择免疫编程分类后的故障特征信号, 采用 5 种无量纲免疫检测器同时进行检测, 形成 5 种无量纲特征参数的 5 个证据组, 并将敏感因子和信息因子作为识别框架的 2 个不同证据体; 然后运用所建立的基本可信度分配函数计算出证据体属于识别框架上各故障的可信度分配, 并应用合成法则计算证据联合作用下的可信度分配; 最后利用判定原则进行故障决策. 诊断系统如图 1 所示.

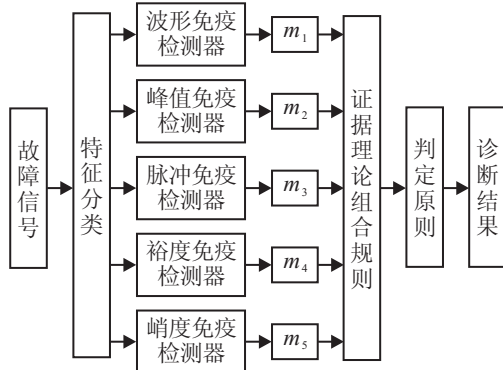


图 1 基于 D-S 证据理论的复合故障诊断系统

5.2 故障判定原则

具备以下 4 个条件即可判定发生的故障及类型:

- 1) 判定的故障类型应具有最大的可信度函数值, 并应大于某一阈值;
- 2) 判定的故障类型和其他类型的可信度函数值之差应大于某一阈值;
- 3) 不确定故障函数值必须小于某一阈值;
- 4) 判定故障类型的可信度函数值应大于不确定可信度.

对敏感因子和信息因子进行归一化和修正处理, 并规定

$$\begin{cases} u(f) \geq \varepsilon_1, \\ v(\theta) \leq \varepsilon_2, \\ u(f_l) - u(f_i) \geq \varepsilon_3. \end{cases} \tag{23}$$

其中: $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3$ 为阈值; $\varepsilon_1 \geq 0.35$, $\varepsilon_2 \leq 0.3$, $\varepsilon_3 \geq 0.2$; $l, i = 1, 2, 3$ 且 $l \neq i$.

6 实例分析与诊断

6.1 实验数据提取

在机组故障组合测试实验装置(如图 2)上进行平衡标定, 机组动力由 1.5 kW 三相异步电机驱动, 转速设定为 1 600 r/min, 速度控制由变频器完成. 分别提取正常运行和以下 4 种复合故障的 5 种无量纲指标: 选取弯轴 + 磨齿、弯轴 + 滚珠裂纹、磨齿 + 滚珠裂纹、弯轴 + 磨齿 + 滚珠裂纹复合故障作为识别框架分别进行实验. 使用 EMT390 测振仪, 采集振动加速度信号参数, 测振点在轴承座上方, 测量范围为 0.1 ~ 199.9 m/s². 负载选用 CZ-2 型磁粉制动器: 额定力矩 $M = 20$ N·m, 滑差功率 $P = 7$ kW, 力矩 $M = 41.78$ N·m. 提取数据并转换为无量纲指标值. 实验中, 按 1 024 点为一组进行采样, 每个指标各取 50 组, 各指标 50 组的最小值与最大值作为该指标的无量纲取值范围, 见表 1.

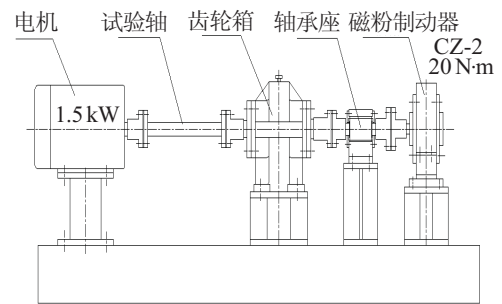


图 2 实验装置示意图

表 1 正常以及各故障无量纲指标范围

故障类型	波形	峰值	脉冲	裕度	峭度
111	1.182	1.145	1.887	1.471	2.053
	1.221	1.499	2.112	1.830	2.644
414	1.311	0.930	1.610	1.269	3.600
	1.437	1.023	1.832	1.423	5.128
451	1.335	0.824	1.613	1.241	4.426
	1.639	1.328	2.535	1.883	9.181
154	1.251	0.975	1.517	1.266	2.808
	1.298	1.042	1.606	1.318	3.763
454	1.240	0.996	1.487	1.259	2.746
	1.347	1.072	1.663	1.359	4.912

表 1 中, 故障类型 111 为正常, 414 为弯轴 + 磨齿故障, 451 为弯轴 + 滚珠裂纹故障, 154 为滚珠裂纹 + 磨齿故障, 454 为弯轴 + 磨齿 + 滚珠裂纹故障.

6.2 故障样本分析

从表1可以看到,4种复合故障的5种无量纲指标范围存在交叉和重叠现象,即其故障特征存在交叉和重叠现象,容易产生误诊和漏诊。

将每种复合故障视为一种新的故障加入非己空间进行训练、检测和分类。4种故障通过算法训练后能够较好地得到其独有的故障特征。运用D-S证据理论对敏感因子和信息因子作为两种证据体进行融合,并根据判定原则进行故障决策,使复合故障的确定性得到进一步的提高。

6.3 r 的变化与检测率的关系

图3给出了阈值的变化与检测率的关系曲线。从图3的曲线变化可以看出, r 较小时检测率较低,但 r 增大一定值后检测率会趋于稳定。通过 r 的自适应调整,可有效降低黑洞数量和边界不清晰现象,因而故障检测准确率得到了提高。

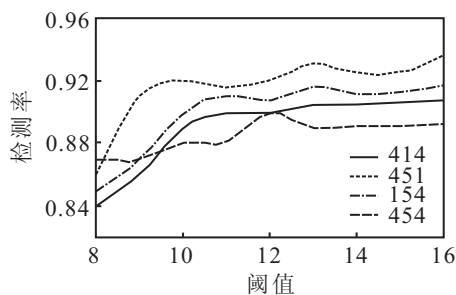


图3 阈值的变化与检测率的关系

6.4 算法训练生成成熟检测器次数比较

对普通阴性算法、自己空间变异搜索算法以及非己空间变异搜索算法的计算量进行比较。以 $n' = 16$ 位编码为例,正常训练检测器需进行匹配计算次数,普通阴性算法为 $2^{16} = 65356$ 次;自己空间变异搜索方法为 $(2^4 + 2^4) \times 2^3 = 256$ 次;非己空间变异搜索方法为 $(2^4 + 2^4) = 32$ 次。

从上面分析可知,本文采用的非己空间变异搜索方法训练检测器效率最高。

6.5 证据理论融合诊断结果

由于复合故障的多耦合及模糊性,实验中对提取的4种复合故障数据分别用敏感因子 u 和信息因子 v 进行可信度分配后,根据故障判定原则,上述4种复合故障判断,其结果存在不确定性,均出现一种故障不能确定的情况。可见,单一地采用敏感因子或信息因子的可信度分析,并不能进行准确的故障诊断。

根据可信度函数组合规则和故障判定原则,对5种无量纲免疫检测器的敏感因子和信息因子作为两个证据体融合后进行故障判定,如表2所示。

从表2可以看出,将敏感因子和信息因子分别作

表2 两个证据体合成后的可信度分配及融合诊断结果

故障类型	$m(F_1)$	$m(F_2)$	$m(F_3)$	$m(F_4)$	$m(F_5)$	$m(\Theta)$	结论
414	0.635	0.761	0.864	0.824	0.739	0.136	确定
451	0.449	0.577	0.787	0.598	0.647	0.143	确定
154	0.562	0.361	0.427	0.384	0.409	0.152	确定
454	0.662	0.543	0.469	0.302	0.478	0.158	确定

为证据理论融合的两个证据体,充分利用不同证据体的冗余和互补故障信息,复合故障不同故障特征相互混杂呈现出多耦合、模糊性等复杂征兆。经过证据理论的决策层融合后,故障诊断的不确定性减少了,从而有效提高了故障诊断的准确性,所得故障诊断结论与实际状态相吻合。从表3的比较中可以得到验证。

表3 复合故障诊断结果 %

故障类型	集成前诊断率	集成后诊断率
414	90.7	92.2
451	93.6	93.7
154	91.7	93.1
454	89.3	91.5

7 结论

为了提高复合故障的诊断率,本文采用基于人工免疫智能方法,将复合故障视为一种新的故障加入非己空间进行训练、检测与分类,运用证据理论进行集成诊断。从诊断结果可以看出,该方法能较准确地进行复合故障分类,减少了故障的误诊、漏诊,有效提高了复合故障诊断的准确率并实现快速诊断。

参考文献(References)

- [1] 张彼德,郑高. 概率因果联接模型在汽轮发电机组振动多故障诊断中的应用[J]. 汽轮机技术, 2004, 46(3): 207-209.
(Zhang B D, Zheng G. Application of probabilistic causal connection model in turbogenerator vibration multiple fault diagnosis[J]. Turbine Technology, 2004, 46(3): 207-209.)
- [2] 阮跃基. 基于模型推理的复合故障诊断[J]. 机械强度, 1999, 21(1): 4-6.
(Ruan Y J. Fault diagnosis of complex based on model reasoning[J]. Mechanical Strength, 1999, 21(1): 4-6.)
- [3] Dhaeseleer P, Forrest S, Helman P. An immunological approach to change algorithms: Analysis and implications[C]. Proc of IEEE Symposium on Security and Privacy. Las Alamitos, 1996: 110-119.
- [4] 蔡兴国,马平. 基于证据理论的并发故障诊断方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(4): 447-449.
(Cai X G, Ma P. Concurrent fault diagnosis method based on evidence theory[J]. J of Harbin Institute of Technology, 2003, 35(4): 447-449.)

(下转第1258页)