

智能诊断的定量推理机制和最优推理环境

葛 彤

(上海交通大学水下工程研究所, 上海, 200030)

邓建华

(西北工业大学 120 信箱, 西安, 710072)

QUANTITATIVE REASONING MECHANISM AND OPTIMUM REASONING ENVIRONMENTS IN INTELLIGENT DIAGNOSIS

Ge Tong

(Underwater Engineering Research Institute, Shanghai Jiaotong University, Shanghai, 200030)

Deng Jianhua

(Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072)

摘 要 描述和分析了一种新的基于智能信息处理的故障检诊方法, 可以处理复杂动态系统故障检诊面临的复杂故障组合模式和特性。从推理机制的量化和推理环境的优选两方面完善了该理论, 使其诊断能力、实时性和适用范围都得到提高。推理机制的量化是通过引入概率信息实现的。考虑到诊断过程中可能出现新的故障。又进一步引入了候选项集合扩张机制描述该现象, 并提供了相关的概率计算公式。推理机制量化使得诊断结果可以精确度量, 检诊过程也可精确控制。推理环境优选则是通过引入熵信息实现的, 由此提高了诊断效率。

关键词 故障诊断 定量推理 人工智能

中图分类号 TP277, V249.1

Abstract A new diagnosis method based on intelligent information processing is described and analyzed, which can deal with complicated combination patterns and temporal characteristics of the faults in complex dynamic systems. By quantifying the reasoning mechanism and optimizing the reasoning environments, it is improved further in diagnosis capability, real-time performance and application scope. The reasoning mechanism is quantified by introducing information of probability. Because here a more practical assumption is used that new faults can take place during the diagnosis process, a new mechanism called 'candidates extending' is introduced to describe this phenomenon, and some formulae are provided for probability evaluation. By quantifying the reasoning mechanism, the diagnosis results can be measured quantitatively and the diagnosis process can be controlled accurately. Optimizing the reasoning environments is realized by introducing information of entropy, which can improve diagnosis effectiveness greatly.

Key words fault diagnosis, quantitative reasoning, artificial intelligence

在文献[1, 2]中, 笔者在提出元件模态转变单向性假设的基础上提出一套用于复杂动态系统实时故障检诊的智能检诊策略, 飞控系统中具体应用说明了其良好的适应能力和检诊效果。然而, 该策略中诊断推理完全是定性的, 诊断结果缺乏定量的度量。另外, 诊断推理中推理环境的选取采用遍历的方式, 当诊断范围较大时需遍历的环境将急剧增加, 甚至是不可

接受的。本文将针对以上问题提出具体的解决方法: 引入概率信息提供定量的诊断结果度量, 引入信息量优化选取推理环境。

1 基本概念及符号表示

本文将直接沿用文献[1]中使用的主要概念和符号(表1)。

表1 基本概念及符号

符号	意义
δ ; d_i	需检测的元件集合; i 时刻的测量数据
A ; ? A	A 的正常模态; A 的故障模态
$CAN(i)$; $CAN'(i)$	所有 i 时刻候选项的集合, 是 i 时刻的诊断结果
ENV ; $NENV$	(推理) 环境, 正常模态集合; 负环境, 含故障模态的元件模态集合
$C(d_i, ENV)$	领域专用推理机, 用于判断 d_i 和 ENV 的一致性
$CON(i)$; $NCON(i)$	i 时刻的矛盾项集合(矛盾项以 $\langle \cdot \rangle$ 表示); 负矛盾项集合
$CANG$; $VALID$	候选项产生机制; 候选项确认机制

需要说明的是:¹ 正常模态集合具有相同形式的元件集合一一对应, 因而本文认为它们按照这种对应关系相互等价, 并允许正常模态集以其等价形式参与元件集合的各种运算。^o 系统实现中故障模态对应元件形成的集合和该实现一一对应, 因而按照这种对应关系也建立起一种等价关系。本文中, 系统实现形式上将以等价的元件集合表示(集合符号用 $[\cdot]$ 以示区别), 因而可以参与元件集合的各种运算。例如, 设 $\delta = \{A, B, C, D\}$, 以实现 $\{A, B, C, - D\}$ 表示为 $[D]$, 这和文献[2] 例中表示方法是一致的。

2 诊断的量化表示和控制

(1) 先验概率知识 对于元件 A , 初始模态概率包括 $P_o(A)$ 和 $P_o(- A)$ 。假设各元件模态转变相互独立, 则系统的一个初始候选项(实现)的概率为对应的各元件模态概率之积。

推理机 $C(d_i, ENV)$ 的主体是某种基于信息处理的预测或滤波机制, 记为

$$K_k = INF(d_i, 5_k) \tag{1}$$

5_k 是 δ 某个子集, 它代表系统的某个部分。推理机信息处理算法排除 5_k 以外部分的影响, 产生出一个仅与 5_k 对应子系统状态有关的量 K_k 。 K_k 的取值可随具体情况不同而不同, 在通常情况下可取为布尔量(0, 1)。

随着系统状态(对应某候选项 $C_a \in CAN(i)$)的不同, K_k 就有不同的概率分布 $P(K_k \in C_a)$ 。理想情况是 5_k 中元件均正常即 $C_a \cap 5_k = \hat{A}$ 时, K_k 以概率 1 取 0, 否则以概率 1 取 1; 但对于动态系统, 过渡过程和噪声通常导致 5_k 中有故障(可能是多元件故障)时对 K_k 的取值不能做出确切估计, 因而 $C_a \cap ENV_k = \hat{A}$ 时只能近似认为 K_k 取 0 和 1 的概率各为 0.5。

显然, 当 $K_k = 1$ 时, 以上两种推理机模型都将产生矛盾项

$$F_k = 5_k \tag{2}$$

也即这两种推理机都开发正常模型知识, 包含 $C(d_i, ENV)$ 的功能, 并且 5_k 即是推理环境 ENV 。而 $K_k = 0$ 时, 前者将产生负矛盾项集合

$$F_k = \{ \langle C \rangle \in 5_k \} \tag{3}$$

表示 5_k 中所有元件均正常, 因此还包含了 $NC(d_i, NENV)$ 的功能, 其中 $NENV$ 对应式(3)中的负矛盾项集合 F_k , 而后者则不产生任何矛盾项或负矛盾项。

(2) 引入候选集扩张机制 元件模态转变的单向性假设决定了 i 时刻的矛盾项必是以后所有时刻的矛盾项(继承性), 而负矛盾项则只是当时有效的。因此, 其诊断过程表示为^[1]

$$\text{CAN}(i) = \text{CANG}(\text{CON}(i), \text{CAN}(i-1)) \quad (4)$$

$$\text{CAN}'(i) = \text{VALID}(\text{CAN}(i), \text{NCON}(i)) \quad (5)$$

也即只有矛盾项的作用被累积下来, 而负矛盾项则近似认为不会对后面的诊断产生影响。当引入概率信息后, 诊断结果的度量精度大大提高, 完全忽略负矛盾项对后面时刻诊断过程的影响则可能会损失较多的信息。

设 $\delta = \{\text{DE}, \text{DC}, \text{DI}, \text{DR}\}$, 其初始候选项集合 $\text{CAN}(0)$ 包括图1中所有元素。 $i=1$ 时产生矛盾项 $\langle \text{DE}, \text{DI}, \text{DC} \rangle$, 导致候选项集合由下向上缩小($i=1$ 对应实线以上), 这种变化是永久性的, $i=1$ 对应实线以下的系统实现再也不会成为候选项。 $i=2$ 时产生负矛盾项 $\langle \text{DR} \rangle$, 导致候选项集合由上向下缩小, 新的候选项集合对应 $i=2$ 虚线和 $i=1$ 实线之间部分。但是, 和矛盾项不同的是, 任何由负矛盾项形成的上界都只是当时有效的, 当进入新的时刻, 系统元件可能发生模态的转变, 由此引起候选项集合扩张:

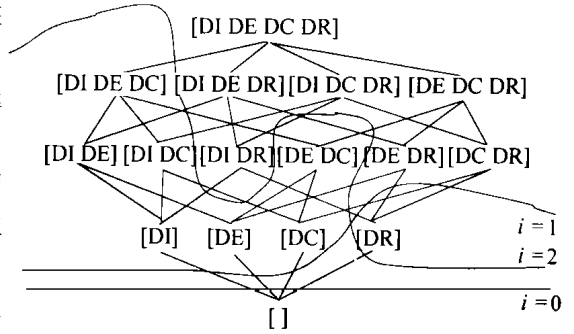


图1 候选项集合

¹ 候选项集合沿由少故障至多故障的方向扩张(即图中由下向上方向进行扩张)。这是模态转变单向性假设的结果;⁰ 候选项集合只能由已存在的候选项起向上扩张, 这是因为候选项集合的扩张本质是系统状态的转移。

以上两个约束的结果是: 在候选项集合扩张期间, 候选项集合的最小候选项保持不变, 而候选项集合将由最小候选项扩张至所有可能的地方。对于本例, 扩张后的候选项集合和负矛盾作用前是一样的, 这也正是 IFDDS 中忽略负矛盾项对 $\{\text{CAN}(i)\}$ 序列影响的原因。但是, 当引入概率信息后可以看出扩张后和负矛盾作用前的候选项集合中概率分布是明显不同的, 为了反映这种影响本文采用以下诊断策略代替式(4)、式(5)

$$\text{CAN}(i) = \text{CANG}(\text{CAN}'(i-1), \text{CON}(i)) \quad (6)$$

$$\text{CAN}'(i) = \text{VALID}(\text{CAN}(i), \text{NCON}(i)) \quad (7)$$

$$\text{CAN}''(i) = \text{EXTEND}(\text{CAN}'(i)) \quad (8)$$

其中: EXTEND 称为候选项集合扩张机制, 反映了下一时刻系统状态的转移, 因此 $\text{CAN}''(i)$ 是 $i+1$ 时刻的初始候选项, 而 $\text{CAN}'(i)$ 可作为 i 时刻的诊断结果。

(3) 诊断机制中的概率计算 随着诊断过程的不断进行, 系统候选项集合不断缩小, 而每一候选项对应的概率也不断变化。CANG 和 VAILD 中的概率计算就是根据推理机运行结果计算后验的候选项概率的过程, 其基本公式为贝叶斯公式。

如果 $\text{NCON}(i) \neq \emptyset$, 则还需有一个候选集的扩张的过程。对于任意 $C_i \in \text{CAN}''(i)$, 记扩张前的概率为 $P_i(C_i)$, 扩张后的概率为 $P_{i+1}(C_i)$, 则

$$P_{i+1}(C_i) = \sum_{C_m \in \text{CAN}''(i)} P_{(i+1, i)}(C_i | C_m) P_i(C_m) \quad (9)$$

其中: $P_{(i+1, i)}(C_i | C_m)$ 表示系统 i 时刻处于 C_m 状态到 $i+1$ 时刻处于 C_i 状态的转移概率, 且

可取

$$P_{(i+1,i)}(C_i \hat{u} C_m) = \begin{cases} \prod_{A \in (C_1^-, C_m)} P_0(? A) \prod_{B \in \delta B^+ C_m} P_0(B) & C_m A C_i \\ 0 & \text{其它情况} \end{cases} \quad (10)$$

3 推理环境的优化选取

对于复杂系统, 推理机可以针对运行的环境 5_k 是相当多的, 而实时检诊中的计算速度则是有限的, 不可能同时针对所有环境运行推理机, 这就提出了一个如何选择最有效的环境运行推理机的问题。

在信息理论中, 对某 5_k 运行推理机所获得的信息量为

$$I(5_k) = H(CAN(i)) - H_e(CAN(i) \hat{u} K) \quad (11)$$

其中: $H(CAN(i))$ 为 $CAN(i)$ 的无条件熵

$$H(CAN(i)) = - \sum_{C_i \in CAN(i)} P(C_i) \log P(C_i) \quad (12)$$

$H_e(CAN(i) \hat{u} K)$ 为利用推理机 $INF(5_k)$ 运行结果修改 $CAN(i)$ 后 $CAN(i)$ 的平均条件熵

$$H_e(CAN(i) \hat{u} K) = \sum_{k=0}^n P(K = v_j) H(CAN(i) \hat{u} K = v_j) \quad (13)$$

式中: $\{v_j \hat{u} j = 0, \dots, n\}$ 为 K 可能取值; $H(CAN(i) \hat{u} K = v_k)$ 为后验熵。

$$H(CAN(i) \hat{u} K = v_k) = - \sum_{C_i \in CAN(i)} P(C_i \hat{u} K = v_k) \log P(C_i \hat{u} K = v_k) \quad (14)$$

这样, 寻求最有效的环境的问题即极大化 $I(5_k)$ 的问题。

4 飞控系统故障检诊仿真

考虑文献[2]中的飞控系统故障检诊问题, 检诊范围包括6个元件, 即 $8 = \{A1, A2, S1, S2, S3, OBJ\}$, 并设各元件的初始故障模态概率分别为 0.05, 0.05, 0.1, 0.1, 0.05, 0.01。仍采取文献[2]所述推理机算法, 该推理机以等价空间法作为基本滤波手段, 同时包含 $C(d_i, ENV)$ 和 $NC(d_i, NENV)$ 的功能, 因此具有以下概率模型

$$P(K = 0 \hat{u} C_a) = \begin{cases} 1 & C_a \cap 5_k = \hat{A} \\ 0.5 & C_a \cap 5_k \neq \hat{A}, OBJ \in C_a \\ 0 & C_a \cap 5_k \neq \hat{A}, OBJ \notin C_a \end{cases} \quad (15)$$

该推理机所能处理的推理环境 5 中包含的元件数目有一下限, 对于本例, 包含元件数目等于此下限的推理环境有 $\{S1, S2\}$, $\{S1, A1, A2, OBJ\}$, $\{S2, A1, A2, OBJ\}$, $\{S3, A1, A2, OBJ\}$, $\{S1, S3, A1, OBJ\}$, $\{S1, S3, A2, OBJ\}$, $\{S2, S3, A1, OBJ\}$, $\{S2, S3, A2, OBJ\}$, 它们的任何扩集也可作为推理环境。另外, 这里假设有限的计算能力不允许对多个环境同时运行推理机。

设 $i=10$ 时 $S1$ 失效, 表2~表5中示出了检诊过程的候选项、候选项概率、推理环境及其对应信息量。候选项只列出最小候选项, 推理环境只列出对应信息量最大的前3个。

初始时刻 $i=0$, 系统处于检测过程, 要求推理机针对运行的环境必须能覆盖 $8^{[1]}$, 因此唯一的选择是 $5=8$ 。由表2可以看出 $5=8$ 推理环境对应信息量是最大的, 信息量优化的结果和直接的观察一致。

有负矛盾项。只生成 CAN(12)并由此计算推理环境的信息量(表3),而 CAN'(12)和 CAN''(12)均认为和 CAN(12)相同,根据表3,选择信息量最大的环境 $5 = \{A1, A2, S3, OBJ\}$ 运行推理机。 $i = 13$ 时对应的 $K = 0$,产生负矛盾项 $\{? OBJ\}$,生成 CAN'(13)并经候选集扩展生成 CAN''(13)(表4)。此时根据 CAN''(13)计算信息量并选择 $5 = \{A1, A2, S2, OBJ\}$ 。 $i = 14$ 时产生矛盾项 $\{A1, A2, S1, OBJ\}$ 并选择 $5 = \{A1, S2, S3, OBJ\}$ (表5)。 $i = 15$ 时产生负矛盾项 $\{? OBJ\}$,这时候选项[S1]概率已经足够大(为 0.507),诊断结束,诊断结果为[S1]。

表2 $i = 0$ 时候选项和推理环境

CAN(0)	5
([], 0.687)	({A1, A2, S1, S2, S3, OBJ}, 0.228) ({A1, S1, S2, S3, OBJ}, 0.221) ({A2, S1, S2, S3, OBJ}, 0.221)

表3 $i = 12$ 时候选项和推理环境

CAN(12)	5
([A1], 0.113)([A2], 0.113)	([A1, A2, S3, OBJ], 0.263)
([S1], 0.238)([S2], 0.238)	([A1, A2, S1, OBJ], 0.225)
([S3], 0.113)([OBJ], 0.044)	([A1, A2, S2, OBJ], 0.225)

表4 $i = 13$ 时候选项和推理环境

CAN'(13)	CAN''(13)	5
([A1], 0.079)([A2], 0.079)	([A1], 0.057)([A2], 0.057)	([A1, A2, S1, OBJ], 0.166)
([S1], 0.332)([S2], 0.332)	([S1], 0.253)([S2], 0.253)	([A1, A2, S2, OBJ], 0.166)
([S3], 0.079)	([S3], 0.057)	([A1, S1, S3, OBJ], 0.166)

表5 $i = 14$ 时候选项和推理环境

CAN(14)	5
([A1], 0.082)	([A1, S2, S3, OBJ], 0.207)
([A2], 0.082)	([A2, S2, S3, OBJ], 0.207)
([S1], 0.367)	([A1, A2, S2, OBJ], 0.186)

表6 $i = 15$ 时候选项和推理环境

CAN'(15)
([A1], 0.057)
([A2], 0.114)
([S1], 0.507)

5 结 论

(1)定理推理机制改进了 IFDDS 的定行推理方式,使得诊断结果可以精确度量,检诊过程也可以精确控制,因而提高了诊断精度。

(2)推理环境优选改进了 IFDDS 的推理环境调度方式,降低了检诊的实时计算量,进一步提高了运行效率。

参 考 文 献

- 葛彤,邓建华.复杂动态系统故障检测与诊断.航空学报,1997,18(1):12~16
- 葛彤.自修复飞行控制系统研究:[学位论文].西安:西北工业大学,1996