

不完备离散事件系统的可诊断性*

王晓宇^{1,2}, 欧阳丹彤¹, 赵相福³

¹(吉林大学 计算机科学与技术学院, 吉林 长春 130012)

²(重庆理工大学 会计学院, 重庆 400050)

³(浙江师范大学 数理信息学院, 浙江 金华 321004)

通讯作者: 欧阳丹彤, E-mail: ouyangdantong@163.com

摘要: 在离散事件系统的建模过程中, 由于系统行为的复杂, 存在物理系统向逻辑系统映射的不完全性, 因此产生了不完备模型的概念. 提出在模型不完备的前提下, 判断模型可诊断性的方法. 提出可诊断性的在线判定方法, 同时将不完备的行为加入模型, 使模型完备. 用经典的双树方法判断离线可诊断性, 根据观测序列的时序及语言的前缀判断并处理不完备行为. 提出判定不完备行为的方法, 向模型中添加不完备行为, 并根据不完备行为增量地在双树中判定在线可诊断性. 通过在线的可诊断性判定, 当前系统能够得到在有限观测内唯一判定故障发生与否的结论. 该方法适用于具有离散性质的系统.

关键词: 不完备模型; 离散事件系统; 基于模型诊断; 可诊断性

中图法分类号: TP18

中文引用格式: 王晓宇, 欧阳丹彤, 赵相福. 不完备离散事件系统的可诊断性. 软件学报, 2015, 26(6): 1373-1385. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4585.htm>

英文引用格式: Wang XY, Ouyang DT, Zhao XF. Diagnosability of discrete event systems with an incomplete model. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2015, 26(6): 1373-1385 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4585.htm>

Diagnosability of Discrete Event Systems with an Incomplete Model

WANG Xiao-Yu^{1,2}, OUYANG Dan-Tong¹, ZHAO Xiang-Fu³

¹(College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China)

²(College of Accounting, Chongqing University of Technology, Chongqing 400050, China)

³(College of Mathematics, Physics and Information Engineering, Zhejiang Normal University, Jinhua 321004, China)

Abstract: In modeling a discrete event system, the map from physical system to logic system may be not complete due to the complex behaviors of the system. In this paper, the concept of incomplete model is introduced. Next, a method for judging diagnosability in incomplete model is proposed, and the corresponding on-line version of the method is also presented. Incomplete behaviors can be added to the model, and makes the model complete. Offline diagnosability is judged by classical twin-plant method. According to the ordered observations and prefix of language, the incomplete behaviors are judged and disposed. With an additional method that judge incomplete behaviors, the incomplete behaviors are added into model, and the online diagnosability is judged incrementally in twin-plant by incomplete behaviors. By judging diagnosability online, whether a fault can be found exclusively by limit observations is decided. The proposed methods suit for the systems which is discrete.

Key words: incomplete model; discrete event system; model-based diagnosis; diagnosability

* 基金项目: 国家自然科学基金(61272208, 61133011, 61003101, 61170092); 国家教育部博士点专项基金(20100061110031); 吉林省科技发展计划(20101501, 20100185, 201101039); 浙江师范大学计算机软件与理论省级重中之重学科开放基金(ZSDZZZXK12); 浙江省自然科学基金(Y1100191)

收稿时间: 2013-10-17; 修改时间: 2014-01-10; 定稿时间: 2014-02-17

离散事件系统诊断是一种基于模型诊断的动态方法^[1,2],通过离线模型的建立与在线观测,推理得到系统的运行过程.该方法对于已经成熟的静态诊断方法^[3]进行了一定的扩展,使系统运行时不必停机.诊断不仅可以指出部件级别的故障,还能够指出这些故障的原因^[4].上述特性使得诊断方法能够更好地应用于实时系统监测.在这些离散事件系统的基于模型诊断方法中,通常存在两个前提:可诊断和模型完备,保证系统得到诊断结果的唯一性和正确性.

离散事件系统的可诊断前提是指:系统在线得到足够多的观测时,任意故障的发生均能够被唯一地判定.保证这种假设成立的性质被称为可诊断性.首先由文献[5]提出,区分在线和离线的可诊断性工作.随后,文献[1]提出了 I-可诊断性,建立诊断器判断可诊断性并进行诊断.文献[6]提出了可诊断性判定方法 twin-plant(双树),对文献[1]中方法进行改进,将可诊断性判定方法的效率由指数级降为多项式级,并由文献[7]扩展,加以验证.之后,可诊断性的判定方法被扩展到模糊离散事件系统^[8,9]、随机离散事件系统^[10]上.

近年来,分布式^[11,12]、分散式系统^[13]上的可诊断性也被提出,适应特定结构的系统.分散式系统上的联合可诊断性^[14]在不同的分层上,被分为弱可诊断及强可诊断,这种性质被扩展讨论,用于衡量量子系统与全局系统之间的可诊断性传递关系^[11].分布式系统上的可诊断性判定效率相对较高,行为的复杂度相对较低,而明确的通信又使信息能够有效传递,因此也被广泛地讨论^[15].

可诊断性假设描述的是系统本身的性质,在离线模型建立时,可诊断性已经确定,在诊断进行之前,通过可诊断性判定方法进行判定,得到的仅为定性结果.在系统复杂时,可诊断性判定算法效率较低,但是可判定.

离散事件系统的完备性前提是指:系统全部可能的行为(无论是故障行为还是正常行为)均被包含在系统模型中.文献[16]提出了在不完备模型上的诊断方法,并定义了衡量系统完备程度的参数——完备度.文献[17]改进了文献[16]的方法,得到诊断路径时同时发现不完备的事件.文献[18]将模型不完备的类型进行分类,对每一类不完备分别进行诊断.

完备性前提描述的是系统与内部或外部环境共同的性质.在离线模型建立时,系统被认为是完备的,但是随着内因或外因的改变,产生了未知的行为.诊断或可诊断性算法均不能得到正确结论.但是在具有复杂行为的物理系统中,很难将全部行为详细地定义在模型中.因此,研究在模型不完备条件下的可诊断性判定及诊断方法,可以简化建模过程,并可以处理变化环境下的问题.

在本文中,主要关注不完备离散事件系统的可诊断性问题.首先建立不完备的离散事件系统模型,定义两类不完备的条件.在不完备的离散事件系统模型上,对不完备离散事件系统的可诊断性进行定义,并提出在模型不完备条件下的离散事件系统可诊断性判定方法.结合文献[16]提出的完备度概念,讨论完备度在 $[0,1]$ 区间上变化时,给可诊断性造成的影响.在不完备的离散事件系统中,可诊断性的一些性质被给出,并加以证明.

上述关于不完备模型的文献^[16-18]中,提出了不完备模型条件下的诊断方法,同时定义了不完备模型的基本框架.因文献[16]首先提出了离散事件系统的不完备模型,取消了一般模型的完备性前提,因此,本文同样取消了完备性前提,考虑离散事件系统中的行为与实际情况不完全对应,诊断系统应该如何修改才能得到正确的结果;文献[16-18]建立了在离散事件系统中添加事件的依据,并定义不同的不完备类型,因此,本文按照不同的不完备类型,分别在模型中添加时序关系、不同类型的完备事件,对在线过程中的不完备事件进行处理.

上述文献中,主要讨论的是不完备模型条件下的诊断方法,本文主要讨论的是可诊断性.讨论若模型完备的假设若被取消,会对另一个假设造成何种影响.研究当模型不完备时,用不完备模型的诊断方法,是否能够得到唯一且正确的结果.

本文第 1 节给出完备模型的概念及可诊断性判定方法.在第 2 节,建立不完备模型的基本框架,给出相关定义.第 3 节在不完备模型上给出可诊断性的判定方法.第 4 节给出不完备模型可诊断性的性质证明.第 5 节给出不完备模型中判定可诊断性的实验结果.

1 完备模型

定义 1(完备模型)^[18]. 完备模型 G 用自动机来表示,是一个五元组: $G=(Q,E,T,I,F)$.

其中, Q 是有限状态集合; E 是有限事件集合; T 是有限的转移集合, $T \subseteq Q \times E \times Q$; I 和 F 分别是初始状态集合和终止状态集合, $I \subseteq Q, F \subseteq Q$. 在完备模型上, 行为的过程被定义为路径.

定义 2(路径)^[12]. 路径 s 是状态在事件触发下转移的序列: $s = \langle q_0, e_0, q_1, \dots, e_{n-1}, q_n \rangle$.

其中, $q_0 \in Q, q_n \in F, q_i \in Q, e_i \in E$. 系统全部可能的路径是一个集合, 记为 $Traj(G)$. 在路径上的事件序列被称为该模型的语言, 记为 $L(G)$. 在完备模型中, $L(G)$ 是前缀封闭的, 也就是说, 任意在 $L(G)$ 中. 语言的前缀依旧属于 $L(G)$.

事件集合根据其性质可以被分为 3 个独立的子集: 可观测事件集合 E_o 、正常 E_n 、故障事件集合 E_f . 在系统外部, 能够得到的仅为可观测事件, 而不可观测事件包括不可观测的故障事件和不可观测的正常事件. 这些事件是系统内部的不可见事件, 建模过程中, 根据系统行为知识及结构被定义在模型中. 在诊断过程中, 根据可观测事件在模型中推理系统的实际行为. 定义事件集合向可观测事件集合的投影^[1]:

$$P_o(e) = \begin{cases} e, & e \in E_o \\ \varepsilon, & e \in E - E_o \end{cases}$$

语言可以向可观测语言上做投影: $P_o(l) = P_o(l)P_o(e), l \in L(G), e \in E$. 该投影将语言中不可观测的事件消除掉, 仅留下可观测事件, 与实际诊断系统所探测到的事件一致. 语言的可观测投影存在逆投影, 得到全部具有相同可观测语言的语言:

$$P_o^{-1}(l) = \{l' \in L(G), P(l') = l\}.$$

逆投影得到的结果可能不唯一. 而当多个逆投影语言所包含的故障不同时, 系统不可诊断. 为了判断语言携带的故障, 与可观测投影类似, 定义事件集合向故障事件集合上的投影^[1]:

$$P_f(e) = \begin{cases} e, & e \in E_f \\ \varepsilon, & e \in E - E_f \end{cases}$$

以及在语言集合上的投影: $P_f(l) = P_f(l)P_f(e), l \in L(G), e \in E$.

可诊断性是系统的一种性质, 保证系统能够精确地判断当前是否存在故障. 如果一个系统是可诊断的, 当且仅当任意一个系统中的故障发生, 都能被诊断系统所发现. 可以形式化地表示如下:

定义 3(可诊断). 如果一个系统是可诊断的, 则:

$$((\exists n \in N)(\forall l \in L(G), |P_o(l)| \geq n)(\forall l' \in P_o^{-1}(P_o(l)))) \Rightarrow P_f(l) = P_f(l');$$

否则, 是不可诊断的. 该表达式的意思是: 如果系统是可诊断的, 那么只要给出足够长的观测, 任意具有相同观测序列的语言一定具有相同的故障, 也就是只要给定足够长的观测序列, 就能够根据观测序列给出唯一的故障及类型.

根据可诊断的定义, 一种被称为双树(twin plant)的方法被文献[6]提出, 用于判断系统的可诊断性. 该方法的过程如下:

- (1) 给自动机的状态加入故障标签;
- (2) 忽略全部不可观测的事件, 得到可观测并且带有故障标签的自动机(被称为预诊断器);
- (3) 将预诊断器进行自同步, 得到同步自动机;
- (4) 在同步自动机上测试具有故障标签冲突的环路, 若不存在这样的环路, 系统可诊断; 否则, 系统是不可诊断的.

接下来形式化上述过程.

定义 4(故障标签). 状态 q 的故障标签 b 是一个故障事件集合的笛卡尔积, 可以由递归得到:

$$b_i = \prod_{q_j \xrightarrow{e} q_i} b_j \cup \{P_o(e)\}.$$

也就是说, 每一个可以转移到 q 的状态, 将其状态的触发事件做可观测投影, 并加入其状态标签, 再与全部可以转移到 q 的状态标签做笛卡尔积. 但是有一点不同: 若故障标签相同, 则作为一个故障标签在笛卡尔积中表示. 重新编译自动机, 在状态中加入故障标签, 并且将自动机投影到可观测自动机上, 建立预诊断器.

定义 5(预诊断器)^[6]. 预诊断器是五元组的自动机 $G_D = (Q_D, E_D, T_D, I_D, F_D)$, 其中: $Q_D = Q \times B, B \subseteq 2^{E_f}$ 是带有

故障标签的状态; $E_D=E_o$ 是可观测事件集合; $T_D \subseteq Q_D \times E_D \times Q_D$ 是转移集合; I_D, F_D 分别是初始和终止状态集合,特别地, I_D 中初始状态的故障标签为空集.对预诊断器进行同步操作,得到同步积:

定义 6(同步)^[12]. 同步操作是两个自动机之间的操作:

$$Trim(G_1 \otimes G_2) = (Q_1 \times Q_2, E_1 \cup E_2, T', I_1 \times I_2, F_1 \times F_2),$$

其中, T' 被定义如下:

$$T' = \{((q_1 \times q_2), e, (q'_1 \times q'_2)) \mid \exists e_1, e_2, ((q_1, e_1, q'_1) \in T_1) \wedge ((q_2, e_2, q'_2) \in T_2) \wedge (e_1 \cap (E_1 \cap E_2) = e_2 \cap (E_1 \cap E_2)), e = e_1 \cap e_2\}.$$

当同步积的两个因子为一个自动机时,同步积被称为该自动机的自同步.在预诊断器的自同步上,若环路或者是终止状态中存在标签冲突,则模型是不可诊断的;若不存在任何的标签冲突,则模型是可诊断的.

标签冲突是指:自同步的状态 $q_i \times q'_i$ 的标签 $b_i \times b'_i, b_i = \{f_m \dots\} \times \{f_n \dots\}$ 是 q_i 的故障标签, $b'_i = \{f_p \dots\} \times \{f_q \dots\}$ 是 q'_i 的故障标签,不考虑笛卡尔乘积的顺序,若 $b_i \neq b'_i$,则称 $q_i \times q'_i$ 是标签冲突的.

若一个模型是可诊断的,则需要满足如下两个条件:在环路中,至少存在一个状态不是标签冲突的;并且,终止状态不是标签冲突的.违反上述两个条件的任意一个,则模型是不可诊断的.上述定义是在一个完备模型上进行判定的,若不完备行为出现,则可能导致环路中标签冲突结果的改变,或者终止状态的标签冲突结果的改变.图 1 给出一个完备模型的例子,解释上述定义.

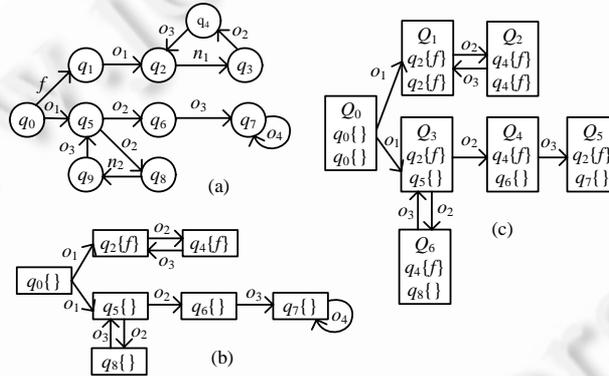


Fig.1 Complete model, pre-diagnoser and synchronized automaton

图 1 完备模型、预诊断器及同步自动机

如图 1 所示,图 1(a)是一个完备模型,具有观测事件 o 、故障事件 f 以及正常事件 n ;将不可观测事件及状态投影为空,将故障事件附加在状态中构成故障标签(表示为状态中,状态名后的故障事件集合),得到预诊断器如图 1(b)所示;将预诊断器自同步,得到图 1(c).在图 1(c)中,状态 Q_3 和 Q_6 形成了一个具有标签冲突的环路:在状态 Q_3 中,两个小状态 q_2 和 q_5 的故障标签不同,因此产生了标签冲突,故该系统是不可诊断的.

2 不完备模型

不完备离散事件系统是一种行为缺失的模型,是从物理系统向逻辑系统进行映射过程中,某些行为没有被定义,产生了逻辑行为上的缺失.这些行为可以被分为两类:缺失的时序和缺失的行为.

(1) 缺失的时序

在离散事件系统中,转移及轨迹隐含着关于状态和事件的时序假设,转移涉及的两个状态,前一个状态必定是在后一个状态发生之前发生.轨迹上顺序在前的事件必定发生在顺序在后的事件之前.建模过程中,这种时序已经被确定下来,而可诊断性也是严格按照这种确定的事件序列来进行映射及判定可诊断性的.但是某些时候,实际系统运行并不严格按照定义顺序进行,也就是说,在定义中具有确定时序的事件序列,在实际中的时序可能并不确定,事件的发生顺序是随机的,但是这种不确定性对系统的行为结果不构成影响,这种可以违反时序的行

为,可以认为是不完备的时序定义带来的不完备.

(2) 缺失的行为

离散事件系统是由现实的物理系统经过抽象和近似得到的,在这个建模的过程中,一些行为被忽略,不能在模型中找到对应的状态或事件,但是在实际运行系统时,这些行为确实地影响了模型的执行过程,需要在模型中添加.缺失的行为可能是可观测的、正常的或故障的.这些缺失的行为,是离散事件系统中的事件不完备.

2.1 时序不完备

在完备模型中,可观测事件之间的时序关系可以用一个有向无环图来表示^[14].而在不完备模型中,对于缺失的时序,首先放松对有向无环图中,对可观测事件的时序约束.当两个可观测事件之间的时序关系不影响系统行为时,在有向无环图中重新定义二者之间的关系.

定义 7(有向无环图)^[19]. 一个有向无环图定义为二元组: $D=(N,A)$.

其中, N 是节点集合,表示自动机 G 中的一个可观测事件; A 是有向边集合,表示可观测事件之间的时序关系.若两个观测事件之间存在一条路径,该路径上没有其他可观测事件,在有向无环图中,这两个观测事件之间存在一条直接相连的边,由前一个事件指向后一个事件.在有向无环图中,任意两个具有直接可达关系的节点记为 $n_i \rightarrow n_{i+1}$,表示两个连续的观测事件;而在有向无环图中,可达的两个节点是由多个直接可达节点组成的通路,记为 $n_i \rightarrow n_j$,可以认为:若 $n_i \rightarrow n_j$,则存在一条路径,使得 $n_i \rightarrow n_{i+1} \rightarrow \dots \rightarrow n_j$.如果两个节点存在直接可达或者可达关系,等价于二者存在时序关系,若 $n_i \rightarrow n_j$,则二者时序关系为 $n_i < n_j$,即, n_i 在 n_j 前.

定义 8(无声前缀). $\exists l \in L(G)$,可观测事件 $o \in l$, o 的无声前缀被定义为

$$Spr(o_i) = e_m e_{m+1} \dots e_{m+k}, e_m e_{m+1} \dots e_{m+k} \sqsubset l, o_{i-1} < e_m, e_{m+k} < o_i, P_o(e_m e_{m+1} \dots e_{m+k}) = \varepsilon.$$

$|e_m e_{m+1} \dots e_{m+k}|$ 最长的序列是最大无声前缀,记为 $MSpr(o_i)$.

实际上,无声前缀表示在一个语言中,两个观测事件之间的事件序列;而最大无声前缀,则是两个观测事件之间的全部事件序列.

时序不完备指事件之间的时序是不确定的,在有向无环图中,一种不完备情况是具有时序关系的两个事件之间不存在可达关系,不能确定其时序;另一种不完备的情况是两个事件之间虽然存在时间顺序,但是这种时间顺序是无关紧要的:两个可观测事件 o_m, o_n ,既可以 $o_m < o_n$,又可以 $o_n < o_m$.但是在有向无环图中,这种情况是不被允许的(环路).因此,我们扩展有向无环图,加入无关时序,并将最大无声前缀加入到有向无环图中.而具有时序关系的事件将在线添加.

定义 9(扩展的有向无环图). 定义一个扩展的有向无环图为二元组: $D^+=(N^+,A^+)$.

其中, $N^+ = \forall n \in N, n \times MSpr(n), A^+ = A \times \{0,1\}$.当选择 0 时,表示事件存在严格的时序关系;当选择 1 时,表示事件存在不确定的时序关系.即:若 $n_i \times MSpr(n_i) \xrightarrow{1} n_j \times MSpr(n_j), n_i < n_j$,或者 $n_j < n_i$.被附加在状态上的最大无声前缀,其时序与该节点所表示的可观测事件相同.

当存在不确定时序时,对可观测序列将产生影响,因此,对语言的可观测投影及逆投影的定义被扩展:

$$P_o^+(see't) = \begin{cases} P_o^+(s)ee'P_o^+(t), & e \xrightarrow{0} e' \\ P_o^+(s)ee'P_o^+(t), P_o^+(s)e'eP_o^+(t), & e \xrightarrow{1} e' \end{cases}$$

逆投影则定义为 $(P_o^+(l))^{-1} = \{l' | l' \in L(G), P_o^+(l') = l\}$.

经过扩展的投影及逆投影,时序不确定的两个连续观测在语言中的两种可能被全部考虑.逆投影集合的模是非减的:首先,原有的相同观测序列逆映射结果不变;其次,时序不确定观测可能导致新的相同语言.

2.2 行为不完备

行为不完备在不完备模型中用事件表示,根据对事件的定义及行为的性质,同样分为可观测事件、正常不可观测事件及故障事件,这些由于行为不完备产生的事件被称为不完备事件.不完备事件对可诊断性的判定产生影响.若出现不完备事件,首先判定事件的类型,其次判定不完备事件与完备事件及状态的关系,最后重新判

定可诊断性.在完备模型的基础上,在线加入不完备事件及相应状态和转移.

定义 10(不完备模型). 不完备模型是一个五元组,是完备模型的扩展: $G^+=(Q^+,E^+,T^+,I,F)$,其中,

- $E^+=E\cup E^{in}, E^{in}$ 是不完备事件集合;
- $Q^+=Q\cup Q^{in}$ 是不完备状态集合,由不完备事件所确定:一个完备状态被不完备事件所触发,得到不完备状态;在不完备状态受到完备事件触发,转移到完备状态中;
- $T^+=T\cup T^{in}, T^{in}$ 是不完备转移集合, $T^{in}=\{t|t=q_m\times e_n\times q_k, (q_m\in Q^{in})\vee(e_n\in E^{in})\}$.

包含不完备状态或事件的转移是不完备转移.

假设初始状态和终止状态与完备模型相同.在线过程中,首先发现的是不完备事件,根据不完备事件及不完备事件与其他完备可观测事件的时序,得到不完备事件与完备状态的触发关系,从而产生不完备转移,转移到不完备状态中;不完备的状态根据时序上大于不完备事件的完备可观测事件,转移到完备状态中.不完备事件集合根据其性质分为可观测事件集合、正常事件集合与故障事件集合.

与完备事件集合相同, $E^i = E_o^{in} \cup E_n^{in} \cup E_f^{in}$ 且 $E_o^{in} \cap E_n^{in} = \emptyset, E_n^{in} \cap E_f^{in} = \emptyset, E_o^{in} \cap E_f^{in} = \emptyset$. 不同的不完备事件在线过程中的出现前提不同.

不完备可观测事件是最容易被发现的,因其可观测.在线过程中若出现一个可观测的事件,该事件不存在于完备事件中,则该事件是一个不完备可观测事件. $\exists o_\alpha \notin E$, 将其加入到不完备事件集合中, $E^{in} = E^{in} \cup \{o_\alpha\}$, 并且 $o_\alpha \in E_o^{in}$.

将不完备的可观测事件加入到有向无环图中,不完备的观测事件与完备的观测事件之间的时序关系是确定的,不完备可观测事件的时序被在线的观测序列所约束.

若当前的在线观测序列 $obs = \langle o_1, o_2, \dots, o_{m-1}, o_\alpha^{in}, o_m, \dots, o_n \rangle$, 则向有向无环图中添加点及边:

$$N^+ = N^+ \cup \{o_\alpha^{in} \times MSpr(o_{m-1})\}, A^+ = A^+ \cup \{o_{m-1} \xrightarrow{0} o_\alpha^{in}, o_\alpha^{in} \xrightarrow{0} o_m\}.$$

将不完备可观测事件加入到在观测序列中与其相邻的两个可观测事件之间,与完备的可观测事件之间具有确定的时序,并将前一个可观测事件的最大无声前缀作为不完备可观测事件的最大无声前缀.

不完备正常事件与不完备故障事件则是由完备的观测序列所发现的,若假设每次只有一个不完备事件发生,此时观测序列中的全部事件属于完备事件集合,但是观测序列与完备模型中的任意一条轨迹均不能相容.也就是说,当前观测序列描述的是系统中不存在的一系列行为,若当前没有可观测的不完备事件,那么可以认为,当前系统中存在一个不能被观测到,但是实际上影响了系统行为的不完备事件.当一个观测序列 obs 与当前语言集 $L(G^+)$ 中任意语言的观测映射均不能相容,即, $\exists obs = st, s \in P_o^+(l_i), t \in P_o^+(l_j), i \neq j$, 并且不存在不完备可观测事件,则认为发生了一个不完备的正常事件或故障事件.若 $P_f^+(l_i) \cup P_f^+(l_j) \neq \emptyset$, 则认为该不完备事件是故障事件 $E_f^{in} = E_f^{in} \cup \{f_\alpha\}$; 若 $P_f^+(l_i) \cup P_f^+(l_j) = \emptyset$, 则认为该不完备事件是正常事件 $E_n^{in} = E_n^{in} \cup \{e_\alpha\}$.

当不完备事件集合不为空时,对事件的观测投影及故障投影也随之更改:

$$P_o^+(e) = \begin{cases} e, & e \in E_o \cup E_o^{in} \\ \varepsilon, & e \in E - E_o \cup E^{in} - E_o^{in} \end{cases}$$

$$P_f^+(e) = \begin{cases} e, & e \in E_f \cup E_f^{in} \\ \varepsilon, & e \in E - E_f \cup E^{in} - E_f^{in} \end{cases}$$

在同时具有时序不完备和行为不完备的模型中,需要统一的框架来描述全部不完备行为.该框架由两部分组成:不完备模型的自动机及表示时序关系的有向无环图.不完备模型中出现的全部轨迹上的事件序列是不完备模型的语言集合,记为 $L(G^+)$.与 $L(G)$ 不同, $L(G^+)$ 不是前缀关闭的,这是因为不完备事件的出现导致某些轨迹出现了偏移.图 2 是完备模型与不完备模型的一个例子.

图 2(a)是完备模型的例子,图 2(b)是当图 2(a)表现出不完备行为的一个例子.图 2(b)中,上方的路径中两个可观测事件的顺序是可变的,因此产生了时序的不完备,而在实际运行过程中,得到不完备可观测事件 o^{in} .

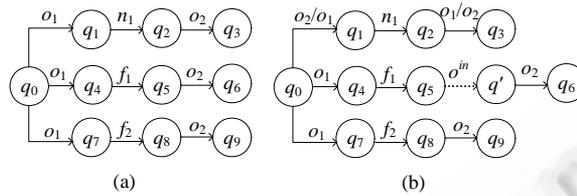


Fig.2 Complete model and incomplete model
图 2 完备模型及不完备模型

3 不完备模型的可诊断性

完备模型的可诊断性判定是在离线过程中进行的,而不完备行为通常是在线过程中发现的.因此,不完备模型的可诊断性部分是在线判定的.并且在线过程中,若存在时序不完备或事件不完备的行为,将其加入到不完备模型中,均需要考虑时间的影响.

首先,根据观测序列的时序判断不完备行为的出现,进一步判定不完备行为的位置,根据位置形成不完备模型,最后重新判断不完备模型的可诊断性.不完备模型 G^+ 及扩展的有向无环图 D^+ 在离线时,描述模型基本的框架.而在线过程中,不完备模型及有向无环图将根据不完备行为变化,定义系统离线及在线的统一时间标志:

定义 11(时间轴). 时间轴是无限递增的时间序列 $X=(x_0, x_1, \dots, x_i, \dots)$.

x_0 是在线过程开始的时刻,通常是系统开始运行的时刻,而 x_i 是一个时刻,表示在线过程开始后的某个时间点.时间是严格有序的, $\forall x_i, x_j, i < j \Rightarrow x_i < x_j$.

在线过程中,若不存在不完备行为,则模型的可诊断性不会改变.而不完备行为可能影响可诊断性.在时间轴中的任意一个时间点上,根据模型、观测序列首先确定不完备模型的性质;然后,确定不完备行为的位置;最后,根据不完备行为改变模型,判断可诊断性.

在时间轴上,不完备行为的出现是离散的,可诊断性根据不完备行为的出现也离散地改变.在线过程中不断改变的可诊断性是依赖于不完备行为和时间轴的.定义每一个时间点上的模型及可诊断性.

定义 12(在线模型). $\exists x_i \in X$, 在 x_i 时刻,模型 G^+ 所包括的全部完备行为和不完备行为称为 G^+ 在 x_i 时刻的在线模型,记为 $G^+(x_i)$.

定义 13(不完备模型增量). 在两个离散的时刻 x_i, x_j 上,若在线模型不同,其差集被定义为时间轴上的不完备模型增量.即:

- $\exists x_i, x_j \in X, i < j, G^+(x_j - x_i) = G^+(x_j) - G^+(x_i)$ 是两个时间点上的不完备模型增量;
- 而 $Q^+(x_j - x_i) = Q_j^+ - Q_i^+, E^+(x_j - x_i) = E_j^+ - E_i^+, T^+(x_j - x_i) = T_j^+ - T_i^+$ 分别是时间点 x_i, x_j 之间的状态增量、事件增量以及转移增量.

对于一个完备模型,在线过程的可诊断性不变;对于不完备模型,在线过程的可诊断性是可变的.在任意两个不同的时间点上,若存在不完备模型增量,可诊断性可能会存在改变,并且改变依赖不完备模型增量及相关的状态事件集合.根据不完备模型增量判断可诊断性的过程主要分为两步:

- (1) 判断不完备行为的出现并将不完备模型增量加入到当前时间点上的模型中;
- (2) 调整双树,得到当前时间点的可诊断性.

接下来,按照上述步骤,我们给出一系列定义和算法.

3.1 不完备行为的加入

不完备行为主要判断时序和事件不完备.时序不完备主要发现是否存在两个观测事件的顺序不一致;而事件不完备主要判断的是事件类型:可观测、正常以及故障.

时序不完备的判断是在时间轴开始之前判断的,因此时序不完备没有增量.当两个观测事件之间存在着不

确定的时序关系时,投影及逆投影被重新定义.语言经过可观测投影得到多于一个的结果,若语言 l 是一个包含时序不完备行为的语言, $P_o^+(l)$ 结果是一个集合,包含全部可能出现时序不完备语言的组合.若 l 中含有多于一个的不完备时序行为,则 $P_o^+(l)$ 集合的规模将以指数级增加.如图 3 所示,当一个语言中存在不完备事件时,将出现在多条轨迹之间的曲折;而当语言中具有多个不完备事件时,虚线所示的轨迹将具有多个分支来表示任何可能的时序排列.

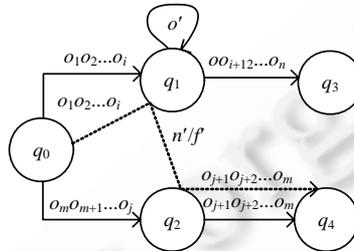


Fig.3 Incomplete languages

图 3 不完备语言

$P_o^+(l)$ 集合中,全部语言的逆投影集合 $P_o^+(P_o^+(l))^{-1}$ 是完备模型下逆投影的超集. $l \in L(G), l' \in L(G^+) - L(G)$. 若 $P_o^+(l) = P_o^+(l')$, 则 l' 是不完备给模型带来的增量. 也就是说,时序不完备语言 l' 由于不确定时序,改变了部分观测事件的顺序,与某些完备的语言 l 相同,而 l 与 l' 在时序不完备出现之前的可观测映射不相同.

在模型中,这些时序不完备的语言由之前的连续两个转移,变为分支-汇聚的两个连续转移.在双树中,这些时序不完备的语言仍根据模型之间的自同步,得到相应的可诊断性.

根据不完备模型增量,能够得到在任意两个时间点之间增加的不完备行为,若假设在 x_i 之前的不完备模型增量已经被加入到模型中,则在 x_j 时,仅需在模型中加入 x_i, x_j 之间的不完备模型增量.向模型中添加状态、事件以及转移,并且根据不完备事件的性质,选择在扩展的有向无环图中加入节点,或者在节点的最大无声前缀中加入事件.

事件不完备是在时间轴运行过程中得到的,在线过程中,若出现符合不完备事件出现的情况,则将相应的事件加入到集合中,并生成状态及转移.在两个时间点之间出现的全部不完备事件及相应状态和转移,是这两个时间点之间的增量.算法 1 给出在不完备模型中增量添加不完备行为的方法.

算法 1. 不完备模型增量.

Input: 时间轴 X 、增量时间段 x_i, x_j 、在线模型 $G^+(x_i)$ 、当前观测序列 $obs = \langle o_1, o_2, \dots, o_n \rangle, o_i \in E_o^+$ 、语言集合 $L(G^+)$;

Output: 在线模型 $G^+(x_j)$.

- 1 初始化: $Q^- = \emptyset, E^- = \emptyset, T^- = \emptyset$
- 2 if $obs \notin P_o^+(L(G^+))$ then
- 3 while $o_i \neq \varepsilon$ do
- 4 if $\exists o_i \notin E_o^+$ then
- 5 $E^- = E^- \cup \{o_i\}, Q^- = Q^- \cup \{q_i\}$
 $\forall t, t' \in T, t = q \times o_{i-1} \times q_a, t' = q_b \times o_{i+1} \times q'$
 $T^- = T^- \cup \{q_a \times o_i \times q_b\}$
- 6 if $\exists \langle o_1 \dots o_i \rangle \subset l, \langle o_{i+1} \dots o_n \rangle \subset l', l, l' \in P_o^+(L(G^+))$ then
- 7 if $P_f^+(l) = \emptyset$ and $P_f^+(l') = \emptyset$ then
- 8 $E^- = E^- \cup \{n_i\}, Q^- = Q^- \cup \{q_i\}$

- 9 $\forall t, t' \in T, t = q \times o_t \times q_a, t' = q_b \times o_{t+1} \times q'$
 $T = T \cup \{q_a \times n_i \times q_b\}$
- 10 if $P_f^+(l) \neq \emptyset$ or $P_f^+(l') \neq \emptyset$ then
- 11 $E^- = E^- \cup \{f_i\}, Q^- = Q^- \cup \{q_i\}$
 $\forall t, t' \in T, t = q \times o_t \times q_a, t' = q_b \times o_{t+1} \times q'$
 $T = T \cup \{q_a \times f_i \times q_b\}$
- 12 $E^+ = E^+ \cup E^-, Q^+ = Q^+ \cup Q^-, T^+ = T^+ \cup T$
- 13 return $G^+(x_j) = (Q^+, E^+, T^+, I, F)$

算法 1 得到的是较新时间点上的不完备模型.在线过程中,随着时间推移,可能出现之间不存在的不完备事件.当出现新的不完备事件时,对其检验并加入到模型中,验证其可诊断性,在诊断中考虑该事件.这种增量扩展模型的方法,在变化环境中的诊断系统上较为适用.图 4 是将不完备行为加入到模型中的例子.

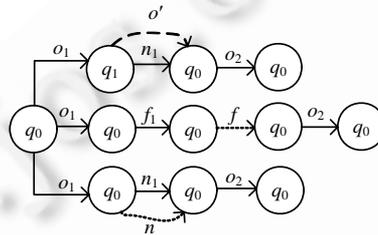


Fig.4 Add incomplete behaviors

图 4 加入不完备行为

得到的不完备行为若是可观测事件,需要在扩展的有向无环图中加入节点;若是正常事件或故障事件,则需要在扩展的有向无环图节点状态中加入最大无声前缀.

算法 2 描述在有向无环图中加入不完备行为的方法.

算法 2. 向有向无环图中加入不完备事件.

输入:时间轴 $X=(x_0, x_1, \dots)$ 、在线不完备模型 $G^+(x_i), G^+(x_j)$;

输出:扩展的有向无环图 $D^+=(A^+, N^+)$.

- 1 初始化: $E^- = E^+(x_j) - E^+(x_i)$
- 2 while $E^- \neq \emptyset$ do
- 3 if $e_i^{in} \in E_o^-$ then
- 4 $\forall o_j < e_i^{in}, N^+ = N^+ \cup \{e_i^{in} \times MSpr(o_j)\}, A^+ = A^+ \cup \{o_j \xrightarrow{0} e_i^{in}\}$
 $\forall e_i^{in} < o_k, A^+ = A^+ \cup \{e_i^{in} \xrightarrow{0} o_k\}$
- 5 if $e_i^{in} \in E_n^- \cup E_f^-$
- 6 $\forall o_j < e_i^{in} < o_{j+1}, MSpr(o_{j+i}) = e_i^{in} \cdot MSpr(o_{j+i})$
- 7 return $D^+=(A^+, N^+)$

新加的不完备可观测事件,在有向无环图中新建节点,加入到在观测中,具有直接可达关系的观测事件之间,而最大无声前缀是全部可达该不完备事件的观测事件最大无声前缀的并集,即:

$$MSpr(o_\alpha^{in}) = \bigcup_{o_i \rightarrow o_\alpha^{in}} MSpr(o_i) o_i \rightarrow o_\alpha^{in} .$$

由于时序关系上可能存在多个直接可达的观测事件,该不完备可观测事件的最大无声前缀也可能存在多个.在不完备模型增量中的不完备故障事件和不完备正常事件,不向有向无环图中添加节点,但是加入到节点的最大无声前缀中.

3.2 不完备模型的双树增量扩展

在时间点 x_i 上,得到不完备模型增量,并且已经向模型中添加了相应的行为.进一步地,向双树模型中添加这些行为,并且重新增量地判定可诊断性,得到的是在当前时间点上,在线不完备模型的可诊断结果.在时间轴上,存在着多个时间点,除非系统停机,否则时间轴是无限的.不完备增量可能不断出现,产生了在不同时间上的可诊断性.

定义 14(在线可诊断性). 当前时间点 x_i ,模型 $G^+(x_i)$ 上,若 $\forall s \in L(G^+(x_i)), \forall l' \in P_o^+((P_o^+(l))^{-1} \Rightarrow P_f^+(l') = P_f^+(l))$,则称在线模型在 x_i 上是可诊断的,否则,是不可诊断的.

算法 3 描述的是增量构建双树模型的方法.

算法 3. 增量双树扩展.

输入: x_i 时的双树 $Trim(G^+(x_i) \otimes G^+(x_i))$;

输出: x_j 时的双树 $G^+(x_j)$.

1 初始化: $E^- = E^+(x_j) - E^+(x_i)$

2 while $E^- \neq \emptyset$ do

3 if $e_i^{in} \in E_o^-$ then

4 $\forall t \in T^+, t = q_a \times e_i^{in} \times q_b, trim = q_a \times q'_a \times e_i^{in} \times q_b \times q'_b$

$T_{trim} = T_{trim} \cup trim$

$E^- - \{e_i^{in}\}$

5 if $e_i^{in} \in E_f^-$ then

6 $\forall t \in T^+, t = q_a \times e_i^{in} \times q_b$

$\forall q_b \{l_b\} \times q'_b \{l'_b\} \in T_{trim}, \{l_b\} = \{l_b\} \cup \{e_i^{in}\}, \{l'_b\} = \{l'_b\} \cup \{e_i^{in}\}$

$\forall q \{l\} \times q' \{l'\}, q_b \{l_b\} \times q'_b \{l'_b\} \rightarrow q \{l\} \times q' \{l'\}, \{l\} = \{l\} \cup \{e_i^{in}\}, \{l'\} = \{l'\} \cup \{e_i^{in}\}$

$E^- - \{e_i^{in}\}$

7 if $e_i^{in} \in E_n^-$ then

8 $E^- - \{e_i^{in}\}$

9 return $G^+(x_j)$

图 5 是在一个双树模型中增量添加不完备行为的例子,其中,图 5(a)是一个完备模型的双树,图 5(b)加入了不完备模型的双树.

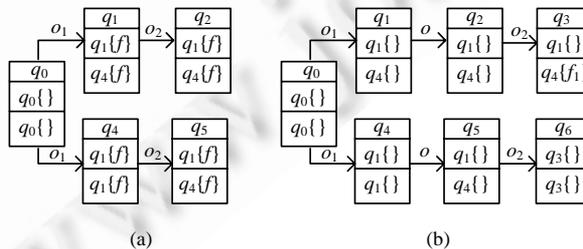


Fig.5 Incremental extension of incomplete twin-plant

图 5 不完备双树的增量扩展

4 性质及相关讨论

完备度是衡量不完备模型的一个重要参数,表示的是在系统中不完备的行为所占比例.文献[16]提出了完备度的概念,用完备轨迹的长度与全部长度的比值来表示系统中不完备行为所占的比例.在本文中,我们将这种

方法化简,完备度定义为在时间 x_i 上,完备事件数量占全部事件数量的比例.即: $ID = \frac{|E|}{|E^+|}$.

系统可诊断性的确定性随完备度的增加而增加,当系统是完备的,则可诊断性是确定的;若系统不完备,可诊断性的确定性随着完备度的减少而降低.

在时间轴上, ID 的值会随着不完备增量的逐渐出现而减小,但是不会等于 0.在 ID 逐渐趋于 0 的过程中,系统的可诊断性也可能随之不断改变,这取决于不完备增量中出现的事件性质.分为 3 种情况:增加了故障事件、增加了可观测事件、增加了正常事件.

- 当增加一个可观测事件时,可诊断性可能存在改变,但是不确定.若在时间点 x_i 上不可诊断的语言,加入的可观测事件能够对分支语言剪枝.即:在具有相同前缀的语言中,若存在一个未知观测,该观测在当前的时间点上,能够唯一得到当前可能的语言,则该未知观测改变了当前的可诊断性.也就是说,当前的观测唯一指示了进一步的系统行为轨迹,则改变了系统的当前可诊断性;
- 当增加一个故障事件时,可诊断性可能存在改变,但是不确定.不完备故障事件若插入具有唯一观测序列的语言中,则该故障事件对可诊断性不构成影响;若不完备事件发生在具有相同可观测投影和故障投影的语言中,当前的可诊断将变为不可诊断;若不完备事件发生在具有可观测投影,但是故障投影不同的语言中,则当前不可诊断的性质保持,加入新的故障标签,进一步判断可诊断性;
- 当增加一个正常事件时,可诊断性不变.正常事件不影响原有的可诊断性.而由此生成新的语言的可诊断性需要重新判定,与原有语言的可诊断及不可诊断无关.

发现一个不完备事件的复杂度与发现事件的性质有关.发现一个可观测事件的复杂度是 $O(n)$,其中, n 是语言的长度;若当前发现的不完备事件是正常事件或者故障事件,则需要在语言中找到两个具有相同前缀或后缀的语言,其时间复杂度是 $O(n \times m)$,其中, m 是语言的数目.

重新判定可诊断性的过程是增量的过程,包括增量地构建双树模型以及判定当前可诊断性两个过程二者的时间复杂度均为 $O(N)$,其中, N 是状态数.双树模型判定可诊断性的基本效率是 $O(N^4 \times 2^{|F|})$,而增量的构建及判定过程只需要在当前的状态上进行修改,因此时间效率较高.

5 实验结果及分析

我们设计实验,测试本文提出方法的可行性以及相应的时间复杂度.测试的硬件条件及环境为:DELL OptiPlex 360 Mini Tower;主频 2.80GHz,内存 1GB,操作系统为 Windows XP.测试如下两类问题:

- (1) 在线可诊断性判定的效率:对随机出现的不完备事件,测试在模型中添加不完备事件所需要的时间;
- (2) 测试完备度对可诊断性判定的影响.

用文献[16]中的模型作为标准测试集的基本模型,按照其模型的基本结构进行扩展,得到规模较大的测试模型.实验的设计方法如下:用一个有向加权图来表示一个自动机,图的节点表示状态,弧上权值表示事件.初始建立一个完备模型,用图的状态节点数作为模型的初始规模.而不完备事件通过生成一个与完备模型事件集合交集为空的事件集合来表示,这个不完备事件集合的规模与完备度有关.根据完备模型,首先由图生成仅保留可观测事件的自动机,同时生成代表时序的有向无环图.

实验(1)中,将不完备事件集合中的事件随机添加到时序图中具有时序关系的事件之间,生成转移、状态以及时序关系.测试将全部事件添加完毕所需要时间.在不同模型规模下,测试随机的不完备事件的加入效率.实验结果如图 6 所示,图中横坐标表示不同随机不完备事件的编号,不完备事件可能是可观测、正常或者故障事件;纵轴表示的是在不同规模的模型中,在模型中加入该不完备事件所需的时间,以毫秒计.系列 i 表示在相同的自动机模型 G_i 中加入不同不完备行为所得的一系列结果,系列 1~系列 8 的模型状态数分别为 10,20,50,100,200,500, 1 000.实验结果表明:当模型规模增加时,判断一个不完备事件并加入到模型中所需要的时间将逐渐增加.在相同的模型规模中,不完备事件加入模型所需时间基本相同,但是随不完备事件的性质及出现位置略有不同.

实验(2)中,控制不完备事件集合的规模,调整完备度,测试在不同完备度时,可诊断性判定的效率及模糊状态的比例.实验中,模型事件规模为1000,控制不完备模型集合的大小在10~100之间,用于测试完备度对效率的影响.其中,横轴表示的是不同的不完备度,分别为1%~10%,纵轴表示的是加入不完备行为所需要的时间.在不完备度逐渐增加的前提下,模型规模保持不变,由于完备度下降,不完备度增加,因此向模型中添加不完备行为的时间逐渐增加.实验结果如图7所示.

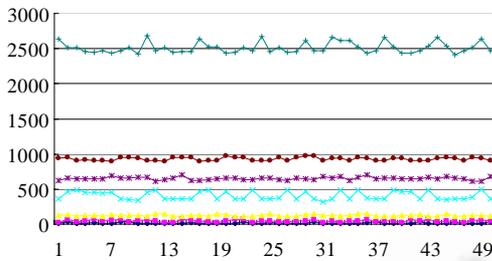


Fig.6 Efficiency of adding incomplete events

图6 加入不完备事件效率

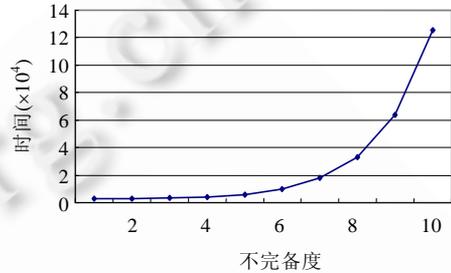


Fig.7 Efficiency of judging diagnosability

图7 可诊断性判定效率

6 结论及展望

完备模型离线建模,并测试可诊断性,而在线进行诊断工作.由于环境变化或建模过程不严谨,导致存在不完备行为.对在线的不完备模型进行可诊断性的重新测试,一方面改进由于模型变化而导致的必须回复离线状态重新测试可诊断性,另一方面提出在线添加不完备行为的方法.

下一步改进在线判定可诊断性的方法,将离线可诊断性判定改进为在线过程,并降低离线及在线可诊断判定的效率.同时,考虑降低完备度,将建模过程化简.

References:

- [1] Meera S, Raja S, Stephane L, Kasim S, Demosthenis T. Diagnosability of discrete-event systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 1995,40(9):1555–1575. [doi: 10.1109/9.412626]
- [2] Meera S, Raja S, Stephane L, Kasim S, Demosthenis CT. Failure diagnosis using discrete-event models. *IEEE Trans. on Control Systems Technology*, 1996,4(2):105–124. [doi: 10.1109/87.486338]
- [3] Nica I, Pill I, Quaritsch T, Wotawa, F. The route to success: A performance comparison of diagnosis algorithms. In: ROSSI F, ed. *Proc. of the 23rd Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence*. AAAI Press, 2013. 1039–1045.
- [4] Pietro B, Gianfranco L, Paolo P, Marina Z. Diagnosis of large active systems. *Artificial Intelligence*, 1999,110(1):135–183. [doi: 10.1016/S0004-3702(99)00019-3]
- [5] Lin F. Diagnosability of discrete event systems and its applications. *Discrete Event Dynamic Systems*, 1994,4(2):197–212. [doi: 10.1007/BF01441211]
- [6] Jiang SB, Huang ZD, Vigyan C, Ratnesh K. A polynomial algorithm for testing diagnosability of discrete-event systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2001,46(8):1318–1321. [doi: 10.1109/9.940942]
- [7] Yoo, TS, Stéphane L. Polynomial-Time verification of diagnosability of partially observed discrete-event systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2002,47(9):1491–1495. [doi: 10.1109/TAC.2002.802763]
- [8] Liu FC, David T, Demosthenis T. Diagnosability of fuzzy discrete event systems. *Information Science*, 2008,178(3):858–870. [doi: 10.1016/j.ins.2007.09.009]
- [9] Liu FC, Qiu DW. Diagnosability of fuzzy discrete-event systems: A fuzzy approach. *IEEE Trans. on Fuzzy Systems*, 2009,17(2):372–384. [doi: 10.1109/TFUZZ.2009.2013840]
- [10] David T, Demosthenis T. Diagnosability of stochastic discrete-event systems. *IEEE Trans. on Automatic Control*, 2005,50(4):476–492. [doi: 10.1109/TAC.2005.844722]

- [11] Gregory P. Distributed diagnosability properties of discrete event systems. In: Proc. of the American Control Conf. IEEE, 2002. 134–139. [doi: 10.1109/ACC.2002.1024793]
- [12] Yannick P. Diagnosability analysis of distributed discrete event systems. In: Ntaras RLD, Saitta L, eds. Proc. of the 20th European Conf. on Artificial Intelligence. Valencia: IOS Press, 2004. 173–178.
- [13] Wang Y, Yoo TS, Stephane L. Diagnosis of discrete event systems using decentralized architectures. Discrete Event Dynamic Systems, 2007,17(2):233–263. [doi: 10.1007/s10626-006-0006-8]
- [14] Debouk R, Stéphane L, Stephane L. Coordinated decentralized protocols for failure diagnosis of discrete-event systems. Journal of Discrete Event Dynamical Systems: Theory and Application, 2000,1(1-2):33–86. [doi: 10.1023/A:1008335115538]
- [15] Yannick P, Cordier MO. A formal framework for the decentralised diagnosis of large scale discrete event systems and its application to telecommunication networks. Artificial Intelligence, 2005,164(1):121–170. [doi: 10.1016/j.artint.2005.01.002]
- [16] Zhao XF, Ouyang DT. Model-Based diagnosis of discrete event systems with an incomplete system model. In: Ghallab M, Spyropoulos CD, Fakotakis N, *et al.*, eds. Proc. of the 18th European Conf. on Artificial Intelligence. Patras: IOS Press, 2008. 189–193.
- [17] Raymond HK, David L, Yonge M. Fault diagnosis in discrete-event systems: Incomplete models and learning. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: IEEE Trans. on Cybernetics, 2011,41(1):118–130. [doi: 10.1109/TSMCB.2010.2047257]
- [18] Wang, XY, Ouyang DT, Zhao J. Discrete-Event system diagnosis upon incomplete model. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2012,23(3):465–475 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4028.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2012.04028]
- [19] Zhao XF, Ouyang DT, Zhang LM, Wang XY, Mo YC. Reasoning on partially-ordered observations in online diagnosis of DESS. AI Communications, 2012,25(4):285–294. [doi: 10.3233/AIC-2012-0518]

附中文参考文献:

- [18] 王晓宇, 欧阳丹彤, 赵剑, 不完备模型下的离散事件系统诊断方法. 软件学报, 2012,23(3):465–475. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4028.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2012.04028]



王晓宇(1984—),女,吉林长春人,博士生,主要研究领域为基于模型诊断.



赵相福(1981—),男,博士,副教授,主要研究领域为基于模型诊断.



欧阳丹彤(1968—),女,博士,教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究领域为基于模型的诊断,自动推理.