

基于扩展窗口的时序不完备诊断方法研究

柴瑞亚¹ 朱怡安¹ 陆伟² 史佳龙¹

(西北工业大学计算机学院 西安 710072)¹ (西北工业大学软件与微电子学院 西安 710072)²

摘要 离散事件系统诊断中,由于系统复杂度较高,对系统建模时要获得系统的完备行为非常困难。传统的诊断方法往往基于模型完备的假设,在模型不完备时会出现得不到诊断解释的问题。针对模型定义不完备中的一种情况——事件顺序定义不完备,提出了一种基于扩展窗口的时序不完备诊断方法,该方法利用相关事件无序信息,在增量诊断时通过动态改变观测窗口大小,结合两个观测窗口的观测序列,在一定程度上解决了不完备的诊断问题。该方法不仅扩展了模型完备条件的约束,得到了合理的诊断结果,而且改进了观测延迟导致的观测乱序情况,扩大了模型诊断的适用范围。最后,通过算法分析和实验结果证明该诊断方法在复杂度较低的情况下能够得到合理的诊断结果。

关键词 离散事件系统诊断,不完备模型

中图分类号 TP301

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.10.045

Extended Observation Window for Diagnosing Discrete-event Systems with Incomplete Event Sequence Model

CHAI Rui-ya¹ ZHU Yi-an¹ LU Wei² SHI Jia-long¹

(School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)¹

(School of Software and Microelectronics, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)²

Abstract Most of traditional approaches to fault diagnosis of discrete-event systems require a complete and accurate model of the system to be diagnosed. Aiming at this situation, we presented an approach to diagnose the incomplete event sequence model. Three aspects of the approach are adding information to the system model, dynamically extending observation window and merging the observations of the two windows. This diagnosis approach not only processes the event sequence model to expand the applicative scope, but also solves the observation delay in a certain extent. It was tested. The result shows the approach in case of low complexity brings out expected results according to certain incomplete models.

Keywords Discrete-event system diagnosis, Incomplete model

1 引言

离散系统诊断方法^[1]研究已经被广泛应用于过程控制、系统控制、运输系统等领域,成为当前人工智能领域中研究基于模型诊断的热点方向^[2]。它是一种基于模型的动态诊断方法^[3],通过对已经发展成熟的静态系统诊断方法进行一定的扩展得到的^[4]。该诊断方法的诊断过程是:首先离线建立待诊断系统模型,尽可能详细地描述出系统的正常行为和故障行为;然后监测正在运行的系统,一旦产生诊断问题,就将离线系统模型与在线观测到的事件序列进行匹配,从而找到系统所有可能的轨迹;最后尽可能多地找出故障部件以及故障原因。

国内外基于模型的离散事件诊断方法很多,可以归纳为以下3类:1)集中式诊断方法,该方法最早由 Sampath 等人在文献[5]中提出;2)分布式诊断方法,文献[6,7]分别将该方法运用到实际的应用中;3)分层式诊断方法,文献[8,9]分别提

出了不同的模型分层方法,以缩小系统诊断规模,降低系统诊断的复杂性,解决实际诊断问题。然而以上诊断的方法均基于模型完备的假设,而在实际中,对系统进行完备建模非常困难,这使得不完备模型条件下的诊断变得很困难。

目前,对于不完备模型的诊断方法并不多见,且主要是针对不同的不完备模型提出具体算法。文献[10]最早提出基于不完备模型的诊断,提出了由局部观测的不完备而导致诊断产生多个候选诊断解释的问题。文献[4]针对两种不完备模型(模型定义不完备和因果关系不完备)给出了相应的故障诊断方法。模型定义不完备条件下,用在线观测与模型共同约束的方法处理观测乱序及未定义事件;因果不完备条件下,用因果图联系部件,提高了诊断的精确性。文献[11]针对建模时缺少事件定义的不完备模型诊断提出了诊断方法,该诊断方法利用生成可以解释实际观测与预测输出差异的假说的方法,把学习机制引入到诊断器中,尝试学习到丢失的模型信息。这些方法针对系统模型不完备的不同情况作出了处理,

到稿日期:2014-10-14 返修日期:2015-01-30 本文受航天支撑技术基金(2013-HT-XGD(10)),陕西省科学技术研究发展计划项目(2014K05-25),西北工业大学研究生创业种子基金(Z2014065)资助。

柴瑞亚(1989—),女,硕士生,主要研究方向为离散事件系统故障诊断, E-mail: chairuiya@mail.nwpu.edu.cn;朱怡安(1961—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为高性能计算、云计算、普适计算;陆伟(1975—),男,博士,主要研究方向为自主计算与感知网络;史佳龙(1990—),男,硕士生,主要研究方向为操作系统可靠性。

但都未考虑实际情况中观测序列接收顺序与发送顺序不一致对诊断结果的影响。

本文在考虑观测序列接收与发送顺序不一致的条件下,提出利用受约束的扩展观测窗口,在线诊断时动态改变窗口大小,并结合时序自动机中的相关事件无序信息解决不完备模型诊断的问题。从实际情况出发,扩展不完备模型条件下诊断方法的适用范围,同时满足模型时序不完备和观测序列不完备的约束条件。

2 离散事件系统模型诊断

离散事件系统也被称为事件驱动型动态系统^[12]。离散事件系统中部件的状态变化由事件触发,系统部件的状态由于输入事件的发生而从当前状态变化到下一状态。因此,用自动机、Petri 网等工具可以很容易地描述离散事件系统。本文使用有限自动机方式来描述离散事件系统。对于操作系统而言,运行于其上的应用程序可能的操作可以被看作是它的行为事件,导致操作系统故障状态的应用程序可能的操作可以被看作故障信息。因此,可以定义 G' 是一个针对操作系统的离散事件系统:

$$G' = \{S', \Sigma', T', I_0, F'\}$$

其中, S' 表示系统有限状态的集合,包括故障状态 S_f 和正常状态 S_n ,以及空状态 $\epsilon, \epsilon \in S'$; Σ' 表示有限事件集合, ϵ 是空事件, $\epsilon \in \Sigma'$; T' 表示转移集合, I_0 表示系统初始状态集合, $I_0 \subseteq S'$, F' 表示系统最终状态集合。

定义 1(诊断模型) $D(SD, COMPAS, OBS)$, 其中 SD 表示待诊断系统描述,是谓词逻辑集合; $COMPAS$ 表示待诊断系统内部部件集合; OBS 为谓词逻辑集合,表示系统运行时得到的观测集, $O \in \Sigma'$ 为事件序列, $o_i \in O$, 当 o_i 为可在系统外部观测到的事件时, $OBS(o_i)$ 为真,否则为假。

基于模型的诊断有两种诊断方式:溯因诊断和一致性诊断。

定义 2(一致性诊断) 诊断的一致性集合 $\Delta \subseteq COMPAS$ 使得 $SD \cup OBS \cup \{\neg ab(c) | c \in COMPAS - \Delta\}$ 是一致的。其中 ab 为一元逻辑谓词,若部件 C 有异常,则 $ab(c)$ 为真,否则 $\neg ab(c)$ 为真。

定义 3(溯因诊断) 诊断的一致性集 $\Delta \subseteq COMPAS$ 使得 $SD \cup \{\neg ab(c) | c \in COMPAS - \Delta\}$ 是一致的同时,也满足 $SD \cup \{\neg ab(c) | c \in COMPAS - \Delta\} \vdash OBS$ 。

本文的诊断方法是尽可能地找出系统故障部件和故障原因,因而可以得出本文的诊断思想是基于一致性的溯因诊断。

定义 4(事件相关^[4]) $\forall e_i \in \Sigma', \forall e_j \in \Sigma', e_i \cdots e_j$ 是系统运行时可能的事件发生序列,则 e_i 和 e_j 相关。

定义 5(观测窗口) 是指一段时间内所观测到的事件序列的一个集合,这个事件序列集合仅描述了系统在约定时间内一次活动所产生的事件行为,因此观测窗口中事件序列一般较短。

在线诊断方法是根据一定时间内所得到的观测序列与预期行为相匹配得到诊断结果的,因此,观测序列与诊断结果有密切的关系。观测窗口的大小决定了诊断时所使用的观测序列,在实际系统中观测序列由于收到信号延迟或其它干扰等多方面的原因,可能无法一直保持与发送顺序相一致。因此,需要合理设置诊断窗口的大小,以减少接收乱序导致诊断结果不合理的情况。但找到合理的窗口相对比较困难,窗口过大影响在线诊断的及时性,窗口过小可能得不到诊断结果或

者得到错误的诊断结果。因而,找出一个合理设置观测窗口大小的方法对于在线诊断是非常重要的。

在完备模型的假设条件下,得到的诊断结果为一条候选轨迹或者多条候选轨迹,但在不完备模型条件下可能无法得到诊断结果。因此,本文在 FSMS 模型中增加相关事件的无序信息,诊断时利用这些信息设置合理的窗口大小,使得不完备模型诊断得到合理的诊断结果。

3 时序不完备模型条件下的诊断方法

在离散事件系统诊断中,系统描述中缺失完整的事件顺序关系导致的系统模型不完备,称为时序不完备^[4]模型。当观测序列与模型轨迹不相容时,考虑在模型中定义的事件顺序不完备。

本文以文献^[13]中已用于诊断操作系统运行时资源加锁解锁故障的抽象模型为例。如图 1 所示,其中状态 U, L, LL 为正常状态, FU, FL, FLL 为异常状态。对 A 资源加锁操作 $Lock[A]$ 和对 B 资源加锁操作 $Lock[B]$ 的顺序为 $\{Lock[A], Lock[B]\}$,而在实际操作系统运行时 $\{Lock[B], Lock[A]\}$ 的顺序也是可行的,但在建模时却没有表示出这种合理的顺序。因此,可以得出这些在建模时未被描述的事件顺序是合理的。本文提出了相关事件无序信息的定义,并在此基础上给出添加了相关事件无序信息的一个针对操作系统的离散事件系统 FSM 模型:

$$G = \{S, \Sigma, T, E, I_0, F\}$$

其中, E 表示相关事件无序信息集合。

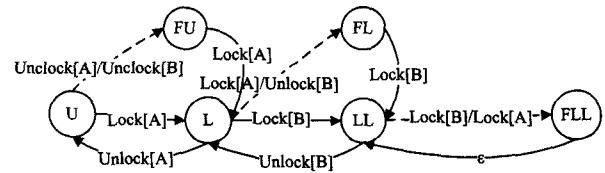


图 1 资源加锁解锁操作 FSM 模型

定义 6(相关事件无序信息) 在系统建模时若已知系统中 $\exists E_i = \{e_{i1} \cdots e_{in}\}, E_j = \{e_{j1} \cdots e_{jm}\} \in \Sigma, E_i, E_j$ 是相关事件或者相关事件序列,且 $E_i \cap E_j = \emptyset, E_i$ 发生时间为 t' , E_j 发生时间为 t'' ,则记相关事件无序信息为: $S(E_i, E_j) = \text{Max}|t' - t''|$ 。当 E_i 为事件序列时,以第一个事件发生时间为 E_i 的发生时间;同理, E_j 也以集合中第一个事件发生时间为 E_j 的发生时间。

定义 7(相关可交换事件集合) $\exists E_j \in \Sigma, j = 0, \dots, m$, 如果 $\forall E_i \Rightarrow \exists S(E_i, E_j) = \text{Max}|t' - t''|$, 则记 E_i 的可交换事件集合为 $\psi(E_i) = \{E_0, \dots, E_m\}$ 。

在诊断中对于 $\psi(E_i)$ 中 E_i 的所有可交换事件,需要根据当前在线观测和相关事件无序信息选择可交换的事件或可交换事件序列。以图 1 为例,假如观测序列为 $\{Lock[B], Lock[A], Unlock[B], Lock[A], Unlock[A]\}$,定义相关事件无序信息: $S(Lock[B], Lock[A]) = 2, S(Lock[B], Unlock[A]) = 2$,因此可得到事件 $Lock[B]$ 的相关可交换事件集合为: $\psi(Lock[B]) = \{\{Lock[A]\}, \{Unlock[A]\}\}$ 。但根据相关事件无序信息约束 $S(Lock[B], Unlock[A]) = 2$,显然在对应的观测序列中超出了可交换的范围,因此选择 $Lock[A]$ 作为可交换事件。

在诊断时出现与预定的事件发生顺序不一致时,可以用相关事件无序信息来判断两个观测是不是可交换且在可交换

发生的范围内,如果是可交换的,则将观测序列按照预定的事件发生顺序进行匹配,从而得到合理的诊断结果。

在线诊断中,不一致观测值的可交换观测值不在当前观测窗口内时,将无法判断它们是否在可交换诊断范围内,因此得不到合理的诊断结果。为了解决这个问题,同时增加诊断方法的可行性,下面给出受约束的扩展观测窗口的定义以及合理的诊断方法。

3.1 相关事件扩展观测窗口

在线诊断中某段时间内得到的观测序列代表一次诊断的输入序列,它直接关系到诊断结果的表达,因此观测窗口大小的设置直接影响着候选诊断结果。在线增量诊断方法中,常把一个窗口大小定义为监控系统的一个时钟时间 w_1 ,时间窗口常定义为两个断点 t_{j-1} 到 t_j 之间的区间。

设置窗口大小初始时为监控系统的一个监控时间 w_1 ,之后的增量诊断中,动态地将窗口区间设为 $(T_{cur}, T_{cur} + w)$ 。以下给出受约束的扩展观测窗口 w 的定义:

定义 8(受约束的扩展观测窗口) $w = w_1 + \langle \text{Max}(s(E_i, E_j)) * T_i \rangle$, 其中 $\text{Max}(s(E_i, E_j))$ 为当前窗口观测序列中所有事件的相关事件无序信息中的最大值, T_i 为最大传输时间。考虑到实际系统中的运行情况,在运用该方法诊断时,需要对观测事件窗口做以下两个限制:

(1) 由于事件行为的发生与获取观测序列之间存在延时,可能在观测窗口 W_i 内发生的事件 e_i 在该观测窗口中未能获得,则 $e_i \in W_i$, 即限制延时的范围,对于实际的系统,这种限制是合理的。

(2) 对于前后两个观测窗口 W_i 和 W_{i+1} 合并诊断时,起始观测应在 W_i 窗口内发生且收到的第一个观测值,诊断的终止观测为在 W_{i+1} 窗口内发生且收到的最后一个观测值。限制合并窗口诊断时所使用的有效观测值。

在诊断时出现与预定的事件发生顺序不一致且不一致观测值的可交换观测值不在当前观测窗口内时,扩展观测窗口 $\text{extend}(w_1, S(E_i, E_j), t)$, 合并两个观测窗口的观测序列,将观测序列按照预定的事件发生顺序进行匹配,本次诊断的起始观测序列为上次有效路径终止观测值,从而得到合理的诊断结果。

3.2 扩展观测窗口可行性分析

本文给出的扩展观测窗口设置方法是可行的。下面对窗口的扩展方法进行讨论,说明该方法可以得到诊断需要的观测序列或者在有限的观测空间内得到合理的观测。

首先,因为 $S(E_i^*, E_j^*) \leq \text{Max}(s(E_i, E_j))$, 所以扩展观测后得到新窗口中的观测序列,其中包括所有需要交换的事件或者交换事件序列。

其次,扩展窗口在满足上述两个限制的条件下,会扩展窗口中观测到的有限延迟的观测序列。

最后,上述两种情况同时出现时,在限制的扩展窗口中可以获得同时满足上述两种情况的观测序列。

3.3 扩展窗口的时序不完备诊断方法

下面给出在线推理观测序列发出顺序并进行增量诊断的算法描述。

算法 1 扩展窗口的时序不完备诊断方法 (Incomplete Event Sequence Model Diagnosis by Extending Observation Window, IESMD-EOW)

输入: 时间自动机模型 $G = \{S, \Sigma, T, E, I_0, F\}$, $A = (S, E, T, R, I, F)$, 观测序列 $\text{Obs} = (o_1, o_2, \dots, o_n)$

输出: 轨迹 traj

Initial: $\Gamma \leftarrow s_i, s_i \in I_0$;

until $\Gamma \subseteq F$ do;

if $(t \in T, t = s \times e \times s', e \in \Sigma \cap \text{Obs})$

for all t

Union(traj, t);

Update(s, s', Γ);

else

$w_{i+1} = \text{extend}(w_1, S(E_i, E_j), T_i)$; // 设置观测 O_{i+1} 的窗口大小

$\text{Obs} = \text{OLRO}(o_i, o_{i+1}, o_i, \text{VO}_{i-1} O_i)$; // 合并窗口计算有效观测序列

if $(t \in T, t = s \times e \times s', e \in \Sigma \cap \text{Obs})$

for all t

Union(traj, t), Update(s, s', Γ);

else

loop

if $(\neg(\exists \text{traj}) \text{ consist with Obs})$

$o \leftarrow o_c, \Pi \leftarrow \text{Obs}$; // o_c 当前观测值

compute $\psi(o)$;

for all $E_i \in \psi(o)$ // 计算相关可交换事件集合

search $t \in T, t = s \times e \times s', e \in \Sigma \cap \text{Obs}$;

Sort(t), Union(path, t), Update(s, s', Γ);

if $(\Gamma \subseteq F \wedge (\neg(\exists \text{traj}) \text{ consist with Obs}))$

$o \leftarrow \{o_c, o_{c+1}\}$;

goto compute $\psi(o)$;

else

Return traj ;

其中 $\text{OLRO}(o_i, o_{i+1}, o_i, \text{VO}_{i-1} O_i)$ 表示合并两个窗口,并根据正确的事件发生顺序重新整理观测序列,使用 $\text{Sort}(t)$ 方法实现重新整理可交换的观测序列, $\psi(o)$ 表示找出关于观测集合 o 的相关事件无序信息集合,得到的观测序列重新用于在线诊断中。

4 算法分析

本文提出的 IESMD-EOW(扩展窗口的时序不完备诊断算法)主要包含计算无序集合 E 找出可交换事件,以及结合受约束的扩展观测窗口中的观测序列 o_i, o_{i+1} 调整得到有效的观测序列 $\text{VO}_{i+1} O_i$ 这两个部分。因此,根据算法过程分析可得到该算法的复杂度为 $O(|o_i, o_{i+1}| * |E| * |\text{VO}_{i+1} O_i|)$ 。由于在线观测且观测窗口大小是受条件限制的,因此 o_i, o_{i+1} 并不会太长。相应地, $\text{VO}_{i+1} O_i$ 的长度受到 o_i, o_{i+1} 的约束,因此 $\text{VO}_{i+1} O_i$ 也不会太长。当然,当接收到的窗口事件中乱序率和观测延迟率均较高时,复杂度也会相应地增加。然而,即使在乱序率较高时,此方法依然可以满足诊断要求。

将文献[4]中提出的 IETMD(时序不完备诊断方法)与 IESMD-EOW 方法相比较,通过分析 IETMD 的算法得出其复杂为 $O(|o_i| * |R| * |O_i|)$, 其中 R 表示相关事件闭包。因为在线诊断中观测窗口大小受到约束,所以 o_i, o_{i+1} 与 o_i 长度相差不大,而 R 表示与当前计算事件有关的所有事件, E 表示与当前计算事件相关的所有可交换的事件,可见 E 短。结合以上两个方面,从总体上分析,算法中相关事件闭包 R 和相关可交换事件 E 之间的差距比窗口观测值之间的差距更大,因此 $O(|o_i, o_{i+1}| * |E| * |\text{VO}_{i+1} O_i|) < O(|o_i| * |R| * |O_i|)$, 也即是 IESMD-EOW 算法的复杂度在一定程度上比 IETMD 算法的复杂度更低。

为了验证 IESMD-EOW 算法的效果,实验在 Windows 操作系统下使用 VC++ 6.0 编程实现。在实验中通过将观测

模型中的事件顺序打乱,并在传统的系统模型中添加这些被打乱事件的相关事件无序信息的方法,模拟出时序不完备模型诊断的条件,同时人为地制造延迟观测,模拟正常在线诊断情况。本文在实验中采用两种对比方式,第一种是设计不同的乱序率,对比不同乱序率下在原模型中找出正常观测序列的正确率;第二种是在乱序率相同的情况下设置观测延迟率占乱序时间的不同比例,对比不同观测延迟率下的正确率。不同情况下的对比结果见图2—图4。

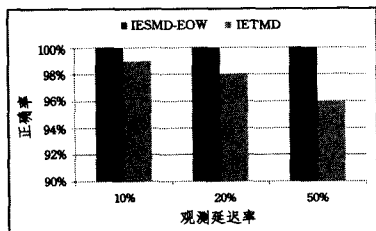


图2 乱序率为5%时的对比结果

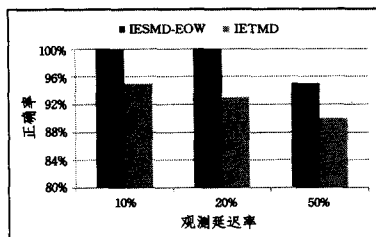


图3 乱序率为20%时的对比结果

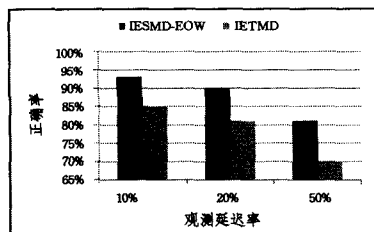


图4 乱序率为50%时的对比结果

由图2—图4中实验结果的正确率可以得出直观结论:本文提出的 IESMD-EOW 方法能够在一定程度上改善不完备模型下得不到诊断结果的情况,虽然总体上正确率是随乱序率和观测延迟率的增加而降低,但是降低程度并不是特别明显,在一定范围内仍能保持较高的正确率。图2中的对比结果表明,在乱序率较低的情况下,不断增加延迟乱序率并不会影响 IESMD-EOW 的诊断正确率,而由于 IETMD 未考虑实际系统运行中观测延迟导致观测序列乱序的情况,当加入延迟乱序率不断增加时,诊断的正确率不断下降。另外,图4中的对比结果表明,在乱序率较高的情况下,观测延迟率占乱序时间的比例越高,正确率将会越低。导致这个现象出现的主要原因是随着乱序率的增加,延迟观测值与乱序率事件交替出现使得观测序列可能的调度序列增加,误诊率相应地增加,而正确率受误诊率的影响,也随之降低。

结束语 本文研究了离散事件系统模型不完备的情况,以及现有的基于不完备模型的诊断方法。与基于完备诊断不同,它放松了对模型的约束,而导致模型不完备的情况又有很多种,不同的不完备情况所用的诊断方法也会不同,因此对不完备模型进行诊断并得出正确的候选诊断结果变得更加困难。针对不完备模型的事件顺序不完备的这种情况,本文提

出相关事件无序信息的定义,并给出添加相关事件顺序信息后的模型描述方法。在此基础上利用模型本身信息提出在线动态设置合理诊断观测窗口的方法,并基于此提出了基于扩展窗口的时序不完备模型在线诊断方法。通过已用于实际诊断框架中的实例说明了该方法的诊断情境和诊断模型。在诊断过程中,由于相关信息有时并不能完全反映出所有可能的情况,当乱序率和延迟率较高时,在一些特殊情况下可能导致误诊和漏诊较高的情况出现。因此,在下一步的研究中,需要提高相关信息的表达能力并改进诊断算法,进一步提高诊断结果的正确率。

参考文献

- [1] Cassandras C G, Lafortune S. Introduction to discrete event systems[M]. Springer, 1999
- [2] Zaytoon J, Lafortune S. Overview of fault diagnosis methods for Discrete Event Systems[J]. Annual Reviews in Control, 2013, 37 (2): 308-320
- [3] Sampath M, Sengupta R, Lafortune S, et al. Failure diagnosis using discrete-event models[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1996, 4(2): 105-124
- [4] 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[J]. 软件学报, 2012, 23(3): 465-475
Wang X Y, Ouyang D T, Zhao J. Discrete-Event System Diagnosis upon Incomplete Model[J]. Journal of Software, 2012, 23 (3): 465-475
- [5] Sampath M, Sengupta R, Lafortune S, et al. Diagnosability of discrete-event systems[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 1995, 40(9): 1555-1575
- [6] 刘永阔, 谢春丽, 成守宇, 等. 核电站分布式智能故障诊断系统研究与设计[J]. 原子能科学技术, 2011, 45(6): 688-694
Liu Yong-kuo, Xie Chun-li, Cheng Shou-yu, et al. Research and Design of Distributed Intelligence Fault Diagnosis System in Nuclear Power Plant[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2011, 45(6): 688-694
- [7] Chen W H. Online fault diagnosis for power transmission networks using fuzzy digraph models[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2012, 27(2): 688-698
- [8] Wang D, Feng W, Li J. A hybrid and hierarchy modeling approach to model-based diagnosis[M]// Electrical Engineering and Control. Springer, 2011: 173-180
- [9] Schullerus G, Supavatanakul P, Krebs V, et al. Modelling and hierarchical diagnosis of timed discrete-event systems[J]. Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems, 2006, 12(6): 519-542
- [10] Console L, Dupré D T, Torasso P, et al. A Theory of Diagnosis for Incomplete Causal Models[C]// IJCAI. 1989: 1311-1317
- [11] Kwong R H, Yonge-Mallo D L. Fault Diagnosis in Discrete-Event Systems: Incomplete Models and Learning [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2011, 41(1): 118-130
- [12] 韩旭, 史忠植, 林芬. 基于模型诊断的研究进展[J]. 高技术通讯, 2009, 19(5): 543-550
Han Xu, Shi Zhong-zhi, Lin Fen. Research advances in model-based diagnosis[J]. Chinese High Technology Letters, 2009, 19 (5): 543-550
- [13] Obdržálek J, Slaby J, Trtik M. STANSE: bug-finding framework for c programs[M]// Mathematical and Engineering Methods in Computer Science. Springer, 2012: 167-178