

控制与决策

Control and Decision

基于动态观测的随机离散事件系统故障诊断

黄楠, 刘富春, 赵锐, 崔洪刚

引用本文:

黄楠, 刘富春, 赵锐, 等. 基于动态观测的随机离散事件系统故障诊断[J]. *控制与决策*, 2022, 37(2): 417–423.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1115>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于径向基神经网络的新型齿轮故障诊断方法

Novel gear fault diagnosis method based on RBF neural network

控制与决策. 2022, 37(2): 409–416 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0836>

基于广义主成分分析的重构故障子空间建模方法

Reconstructed fault subspace modelling method based on generalized principal component analysis

控制与决策. 2021, 36(4): 808–814 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0818>

标签Petri网的路径信息在故障诊断中的应用

Application of path information of labeled Petri nets in fault diagnosis

控制与决策. 2021, 36(2): 325–334 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0698>

高超声速飞行器间歇故障改进自适应容错控制

Improved adaptive fault-tolerant control of intermittent faults in hypersonic flight vehicle

控制与决策. 2021, 36(11): 2627–2636 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0483>

事件触发机制下分布时滞网络化控制系统 H_∞ 故障检测

Event-triggered H_∞ fault detection for networked control systems with distributed delays

控制与决策. 2020, 35(12): 3059–3065 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0456>

基于动态观测的随机离散事件系统故障诊断

黄楠¹, 刘富春^{1†}, 赵锐¹, 崔洪刚^{1,2}

(1. 广东工业大学 计算机学院, 广州 510006; 2. 广东省东源县科技创新中心, 广东 河源 517500)

摘要: 近年来, 离散事件系统故障诊断研究引起国内外学者广泛关注. 鉴于此, 研究动态观测下随机离散事件系统的故障诊断. 首先引入一种动态观测, 使事件的可观测性随着系统的运行而动态变化; 然后分别对基于动态观测的随机离散事件系统的单故障可诊断性和模式故障可诊断性进行形式化; 最后通过构造相应的诊断器, 分别得到关于单故障可诊断性和模式故障可诊断性的充分必要条件, 实现动态观测下随机离散事件系统的故障诊断.

关键词: 随机离散事件系统; 动态观测; 故障诊断; 诊断器

中图分类号: TP273

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2020.1115

引用格式: 黄楠, 刘富春, 赵锐, 等. 基于动态观测的随机离散事件系统故障诊断[J]. 控制与决策, 2022, 37(2): 417-423.

Failure diagnosis of stochastic discrete event systems based on dynamic observations

HUANG Nan¹, LIU Fu-chun^{1†}, ZHAO Rui¹, CUI Hong-gang^{1,2}

(1. School of Computers, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China; 2. Science and Technology Innovation Center of Guangdong Province of Dongyuan County, Heyuan 517500, China)

Abstract: In recent years, the research on failure diagnosis of discrete event systems (DESs) has attracted the attention of many scholars. This paper studies failure diagnosis of stochastic DESs under dynamic observation. Firstly, a kind of dynamic observation is introduced to make the observability of events change dynamically with the operation of the system. Then, the diagnosability of single-failure events and pattern-failure events for stochastic DESs based on dynamic observation are formalized. The necessary and sufficient condition of diagnosability of single-failure and pattern-failure events is obtained by constructing the corresponding diagnoser automata, and failure diagnosis of stochastic DESs under dynamic observation is realized.

Keywords: stochastic discrete event systems; dynamic observation; failure diagnosis; diagnoser

0 引言

故障诊断是自动控制系统中的重要任务, 一直以来都是离散事件系统的热门研究方向^[1]. 早在 1994 年, Lin^[2] 便提出了一种基于状态的离散事件系统在线诊断和离线诊断. 接着, Sampath 等^[3] 提出了基于事件的离散事件系统故障诊断方法, 基于自动机模型建模并构造一个诊断器, 通过观察其状态信息实现对系统的故障诊断. 鉴于此方法的计算复杂度为指数级, Yoo 等^[4] 通过对系统状态的同步运算, 重新构造了能够对系统实施故障诊断的验证器模型, 使得计算复杂度降低为多项式时间复杂度. Qiu 等^[5] 将集中

式系统的故障诊断推广到分布式系统, 提出了离散事件系统分散故障诊断方法. Moreira 等^[6] 提出了一种具有多项式时间复杂度的分布式系统故障诊断验证算法. 本文则针对 Lin 等^[7] 提出的以模糊自动机为模型的模糊离散事件系统, 分别提出了集中式和分布式模糊离散事件系统的诊断器方法^[8-9] 以及验证器方法^[10]. Deng 等^[11] 对模糊模型加以改进, 提出了一种基于状态的双模糊模型系统的故障诊断方法. 俞新贞等^[12] 考虑了离散事件系统的稳定性. Tong 等^[13] 考虑庞大系统诊断的复杂性, 提出了最小诊断方法. 近几年, 安全诊断成为研究的热点, 本文将安全诊断推

收稿日期: 2020-08-11; 录用日期: 2020-12-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61673122); 广东省自然科学基金项目(2019A1515010548, 2020A1515010941); 广东工业大学计算机学院重大奖项培育项目(2016PY01).

责任编辑: 赵军.

[†]通讯作者. E-mail: fliu2011@163.com.

广到模糊离散事件系统^[14]以及间歇性故障诊断^[15].

近年来,国内外学者对随机离散事件系统的故障诊断越来越关注. 随机离散事件系统在经典离散事件系统模型的基础上添加了概率结构,用于描述系统事件发生和状态转移的概率,其在工业应用中有着广泛应用^[16-21]. 文献[16]提出了一种集中式故障诊断方法,通过构造一个随机诊断器实现了对故障事件的实时诊断. 随后, Liu等^[17]提出了一种分布式随机离散事件系统的分散故障诊断方法. 文献[18]对一种广义可诊断性进行了深入研究,得到关于随机离散事件系统广义可诊断性的充分必要条件. Chen等^[19]对随机离散事件系统的故障预测问题开展研究,提出了一种故障预测方法. 文献[20]指出,验证器方法不适用于随机模型下的故障诊断. 文献[21]针对文献[22]中不同于单故障事件的模式故障,研究了随机离散事件系统的模式故障诊断问题.

在上述随机离散事件系统故障诊断研究中,事件的可观测性都假设在系统整个运行过程中固定不变. 显然,这种事件的静态可观测性假设是理想化的,实际应用中存在较大局限性. 对于一个实际应用系统,其不同部件的传感器设备和代理通讯协议可能不同,导致系统运行在不同状态时事件的可观性存在一定的差异^[2,23-27]. 为此, Lin^[2]最先将一种事件的可观测性可以随着系统运行过程发生动态变化的动态观测引入离散事件系统的研究中. 陈文德^[23]则用代数方法对动态观测下系统的可观性进行分析. Cassez等^[24]提出了基于动态观测的离散事件系统故障诊断方法. Wang等^[25]则将动态观测的故障诊断推广到分布式系统,提出了一种基于动态观测的分布式系统的分散故障诊断方法. 对于离散事件系统的监督控制, Wang等^[26]研究了在动态观测下系统的协同可观性和协同可诊断性, Yin等^[27]在其基础上对协同观测和协同诊断两者之间的联系进行了算法验证.

本文在动态观测框架下研究随机离散事件系统的单故障事件和模式故障事件的诊断问题. 首先引入一种动态观测,使事件的可观测性可以随着系统的运行而动态变化,这不同于文献[16-18, 21-22]的静态观测;然后分别对基于动态观测的随机离散事件系统的单故障可诊断性和模式故障可诊断性进行形式化,通过构造相应的诊断器,运用KMP字符匹配算法^[28],分别得到关于单故障可诊断性和模式故障可诊断性的充分必要条件,实现动态观测下随机离散事件系统的故障诊断. 与文献[2, 23-27]相比,虽然后者也都引入了动态观测,但它们考虑的均为经典离散

事件系统,本文则是在随机系统模型中引入了动态观测. 与文献[3-6, 16-17, 19-21]相比,后者都是仅考虑了单故障事件的诊断,而本文既考虑了(动态观测下随机系统的)单故障事件的诊断,又考虑了模式故障事件的诊断.

1 相关概念

随机离散事件系统指如下有限状态自动机^[16-17]:

$$G = (X, \Sigma, \delta, p, x_0, F). \quad (1)$$

其中: X 为状态集; Σ 为事件集; $\delta: X \times \Sigma \rightarrow X$ 为状态转移函数; p 为概率转移函数, $p(x_0, e|x)$ 为从状态 x 经过事件 e 转移到状态 x_0 的概率; x_0 为初始状态; F 为满足 $F \subseteq X$ 的可接收状态集合.

事件集 Σ 可以分为可观事件集 Σ_o 和不可观事件集 Σ_{uo} , 满足 $\Sigma = \Sigma_o \cup \Sigma_{uo}$. 投影映射 $P: \Sigma^* \rightarrow \Sigma_o^*$ 定义为当 $\sigma \in \Sigma_{uo}$ 或者 $\sigma = \epsilon$ 时, $P(\sigma) = \epsilon$; 当 $\sigma \in \Sigma_o$ 时, $P(\sigma) = \sigma$. 直观上, 对于一个事件串 $s \in L$, $P(s)$ 表示去除 s 中所有不可观事件. 同时, 事件集 Σ 中存在一种特殊类型的事件——故障事件, 用符号 Σ_f 表示故障事件集. 通常可将 Σ_f 分为不同故障类型 $\Sigma_{f_1}, \Sigma_{f_2}, \dots, \Sigma_{f_m}$ ^[3]. 为简单起见, 参见文献[5, 8-9, 16-20], 本文只考虑一种故障类型的情形, 对于多种故障类型的情形可类似得到. 这里给出如下定义^[3].

L/s 表示发生在 s 之后所有路径的集合, 称为 s 的后缀语言, 即 $L/s = \{t \in \Sigma^* : \exists st \in L\}$. $\Psi(\Sigma_{f_i})$ 表示 Σ_{f_i} 中以故障事件作为结尾的所有路径的集合, 即

$$\Psi(\Sigma_{f_i}) = \{s \in L : s_f \in \Sigma_{f_i}\}. \quad (2)$$

$L(G, x)$ 表示从状态 x 出发的所有路径. $L_o(G, x)$ 表示从状态 x 出发, 经过任意个不可观事件, 以可观事件结尾的所有路径, 即 $L_o(G, x) = \{s \in L(G, x) : s = u\sigma, u \in \Sigma_{uo}^*, \sigma \in \Sigma_o\}$. $L_\sigma(G, x)$ 表示从状态 x 出发, 经过任意个不可观事件, 以事件 σ 结尾的所有路径, 即 $L_\sigma(G, x) = \{s \in L_o(G, x) : s_f = \sigma\}$.

一个事件串 s 是一个由事件集 Σ 中的有限个事件组成的序列, s 的长度记为 $\|s\|$. 给定一个事件串 $s = urv$, 称 u 为 s 的前缀, v 为 s 的后缀, r 为 s 的子串. 给定一个事件串 s , 删除其中任意个事件, 所形成的新的事件串 t 称为 s 的子序列.

模式故障是由多个事件组合而成的一种故障^[28]. 系统中所有的模式故障构成的集合为模式故障集, 用集合 K 表示. 模式故障通常分为两种类型: S 型模式故障和 T 型模式故障. 事件串中如果出现与给定模式故障相同的子序列, 则称该事件串发生了 S 型模式故障. 所有 S 型故障组成的集合为 $S = \{s \in$

$L : (\exists u \in K)(u \text{ 为 } s \text{ 的子序列})$. 事件串中如果出现与给定模式故障相同的子串, 则称该事件串发生了 T 型模式故障. 所有 T 型故障组成的集合为 $T = \{s \in L : (\exists u \in K)(u \text{ 为 } s \text{ 的子串})\}$. 由于子串是子序列的一种特殊情况, T 型模式故障是一种特殊的 S 型模式故障.

$\Psi_S(K)$ 表示以 K 中 S 型模式故障结尾的所有路径的集合, 假设 $u\sigma$ 是 $s\sigma$ 的子序列, 则有

$$\Psi_S(K) = \{s\sigma \in S : (\exists u\sigma \in K)\}. \quad (3)$$

$\Psi_T(K)$ 表示以 K 中 T 型模式故障结尾的所有路径的集合, 假设 $u\sigma$ 是 $s\sigma$ 的子串, 则有

$$\Psi_T(K) = \{s\sigma \in T : (\exists u\sigma \in K)\}. \quad (4)$$

假设 x 和 y 是马尔可夫链^[16-17]中的两个状态, 用 p_{xy} 表示状态 x 到状态 y 的概率值, p_{xx} 表示状态 x 到自身的概率值. 如果 $p_{xx} = 1$, 则该状态为递归状态; 如果 $p_{xx} < 1$, 则该状态为变化状态.

根据文献[16], 如果 X 为有限状态马尔可夫链, $\Gamma \subset X$, 且 $z \in \Gamma$ 为马尔可夫链中的状态, 则对于任意 $x \in X$ 和任意由状态 x 出发的事件串 t , 以及任意 $\varepsilon > 0$, 均存在 $n \in \mathbb{N}$, 满足

$$\Pr(t : \delta(x, t) \in \Gamma | t \in L \wedge \|t\| = n) < \varepsilon. \quad (5)$$

2 动态观测下随机离散事件系统故障诊断

动态观测是指事件的可见性可随着系统运行过程发生动态变化^[25]. 设 x 为离散事件系统 G 的状态, ω 表示动态观测, 则 $\omega(x)$ 表示系统在状态 x 的可见事件集. 动态观测 ω 下的投影映射定义为 P_ω , 其中

$$P_\omega(\varepsilon) = \varepsilon, P_\omega(s\sigma) = \begin{cases} P_\omega(s)\sigma, & \sigma \in \omega(x); \\ P_\omega(s), & \sigma \notin \omega(x). \end{cases}$$

定义1 设 G 是一个随机离散事件系统, L 为 G 生成的语言, P_ω 为动态观测投影映射, 则称 G 为单故障可诊断的, 如果满足如下条件:

$$\forall \varepsilon > 0, \exists N \in \mathbb{N}, \forall s \in \Psi(\Sigma_{f_i}) \wedge n \geq N, \{\Pr(t : D(st) = 0 | t \in L/s \wedge \|t\| = n) < \varepsilon\}, \quad (6)$$

其中 D 为可诊断函数, 且有

$$D(st) = \begin{cases} 1, & v \in P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] \Rightarrow \Sigma_{f_i} \in v; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

直观上, 单故障可诊断系统 G 表示对于任意存在单故障事件 f 的事件串 st , 所有与 st 具有相同动态观测结果的事件串, 其所包含的故障事件 f 不可诊断出来的概率充分小.

例1 考虑如图1所示的随机离散事件系统 G , 各状态所对应的事件可见性如下: 状态0和状态7的

可见事件为 a, b , 其余状态的可见事件为 b, c , 其中 f 为故障事件.

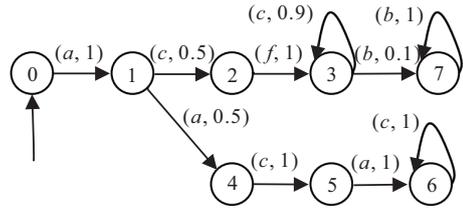


图1 随机离散事件系统 G 自动机模型

G 所生成的语言 L 中包括如下两条路径: 一条为存在故障事件 f 的路径 $acfc^*b^+$, 另一条为无故障路径 $aacac^*$. 若取 $s = acf$, 则 $s \in \Psi(\Sigma_{f_i}), L/s = c^*b^+$. 设 $t \in L/s$ 且 $\|t\| = n$, 则 $t = c^{n-k}b^k, 0 \leq k \leq n$. 当 $k > 0$ 时, $P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] = acfc^{n-k}b^k, \Sigma_{f_i} \in P_\omega^{-1}[P_\omega(st)]$, 根据定义1, $D(st) = 1$. 当 $k = 0$ 时, $t = c^n, P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] = \{acfc^n, aacac^n\}$. 虽然 $f \in acfc^n$, 但 $f \notin aacac^n$, 根据定义1, $D(st) = 0$, 由此可得不可诊断的概率

$$\Pr(t : D(st) = 0 | t \in L/s \wedge \|t\| = n) = \Pr(c^n) = (0.9)^n.$$

显然, 随着 n 的不断增大, 该概率将无限趋近于0, 即在概率意义下 f 是可被诊断的.

下面介绍由多个事件组成的模式故障的诊断.

定义2 设 G 是一个随机离散事件系统, L 为 G 生成的语言, P_ω 为动态观测投影映射, 称 G 为 S 型模式故障可诊断的, 如果满足如下条件:

$$\forall \varepsilon > 0, \exists N \in \mathbb{N}, \forall s \in \Psi_S(K) \wedge n \geq N, \{\Pr(t : D(st) = 0 | t \in L/s \wedge \|t\| = n) < \varepsilon\}, \quad (7)$$

其中 D 为可诊断条件函数, 且有

$$D(st) = \begin{cases} 1, & P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] \cap L \subseteq S; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

直观上, S 型模式故障可诊断系统 G 表示对于任意存在 S 型模式故障事件 f 的事件串 st , 所有与 st 具有相同动态观测结果的事件串, 其所包含的 S 型模式故障不可诊断出来的概率充分小.

例2 考虑如图2所示的文件管理系统运作过程. 其中: 事件 a 表示输入指令, 事件 b 表示输入管理员指令, 事件 d 表示执行管理员权限操作, 事件 u 表示系统文件执行, 事件 c 表示窃取管理员指令. 各状态以及事件可见性分别如表1所示.

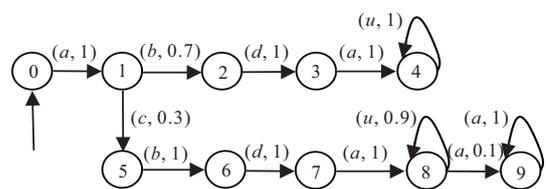


图2 文件管理系统自动机模型

表1 文件管理系统的可观性

状态	可观事件	对应文件管理系统情况
0	a, d, u	启用文件管理系统
1	a, b, d, u	经过输入指令后, 等候管理员指令操作
2	a, b, u	系统确认管理员权限, 对操作管理员权限行为启用保密形式
3	u	经过特权操作, 系统只显示执行文件过程
4	a, u	系统处于文件执行过程中
5	a, b, d, u	系统收到非法侵入, 管理员指令被窃取
6	a, b, u	被侵入系统收到窃取指令, 对操作管理员权限行为启用保密形式
7	u	经过特权操作, 被侵入系统只显示执行文件过程
8	a, u	被侵入系统处于文件执行过程中
9	a, b, d, u	安全人员将系统弹回处于输入操作指令界面, 中断文件执行

生成语言 L 包括一条正常使用路径 $abdau^*$ 和另一条存在故障的非法路径 $acbdau^*a^*$. 它表示在正常情况下, 使用者执行系统中的机密文件需要通过 $abdau^*$ 事件串组成的路径; 而在非正常情况下, 入侵者通过路径 $acbdau^*$, 先获取操作管理员行为权限 c , 再执行管理员权限操作 d . 因此, cd 组合可视为一组 S 型模式故障, 即

$$S = \{acbdau^m a^l : m, l \geq 0\},$$

$$K = \{cd\}, \Psi_S(K) = \{abcd\}.$$

取 $s = acbd \in \Psi_S(K)$, $L/s = au^*a^*$. 如果 $t \in L/s$, $\|t\| = n+1$, 则 $t = au^{n-k}b^k$, $0 \leq k \leq n$. 当 $k > 0$ 时, $P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] = acbdau^{n-k}a^k$, $P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] \cap L \subseteq S$, 表明模式故障 cd 可被诊断. 当 $k = 0$ 时, $t = au^n$, $P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] = \{abdau^n, acbdau^n\}$, 此时 $P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] \cap L \not\subseteq S$, 即 $D(st) = 0$ 且 $\Pr(t : D(st) = 0 \mid t \in L/s \wedge \|t\| = n) = \Pr(au^n) = (0.9)^n$. 显然, 随着 n 的不断增大, 该概率将无限趋近于 0, 即在概率意义下模式故障 cd 是可被诊断的. 同样地, T 型模式故障可诊断性的概念也可相应给出.

定义 3 设 G 是一个随机离散事件系统, L 为 G 生成的语言, P_ω 为动态观测投影映射, 称 G 为 T 型模式故障可诊断的, 如果满足如下条件:

$$\forall \varepsilon > 0, \exists N \in \mathbb{N}, \forall s \in \Psi_T(K) \wedge n \geq N,$$

$$\{\Pr(t : D(st) = 0 \mid t \in L/s \wedge \|t\| = n) < \varepsilon\}, \quad (8)$$

其中 D 为可诊断条件函数, 且有

$$D(st) = \begin{cases} 1, & P_\omega^{-1}[P_\omega(st)] \cap L \subseteq T; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (9)$$

直观上, T 型模式故障可诊断系统 G 表示对于任意存在 T 型模式故障事件 f 的事件串 st , 所有与 st 具

有相同动态观测结果的事件串, 其所包含的 T 型模式故障不可诊断出来的概率充分小.

3 模式故障诊断器的构造

根据事件集 Σ 和给定的事件串 $s = \sigma_1\sigma_2 \dots \sigma_m \in \Sigma^*$, 构造 S 型模式自动机 H_S ^[28], 有

$$H_S(\Sigma, s) = (X_S, \Sigma, \delta_S, x_0^S, F_S). \quad (10)$$

其中: $X_S = \{0, 1, \dots, \|s\|\}$, $\|s\|$ 为 S 型故障模式中发生故障的状态集, $x_0^S = 0$, $F_S = \{\|s\|\}$. 对于所有的 $x \in X_S \setminus \{\|s\|\}$ 以及 $\sigma \in \Sigma$, 定义

$$\delta_S(x, \sigma) = \begin{cases} x+1, & \sigma = \sigma_{x+1}; \\ x, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

而对于 $x = \|s\|$, 有 $\delta_S(\|s\|, \sigma) = \|s\|$.

同样地, T 型模式自动机 H_T 可类似构造^[28], 有

$$H_T(\Sigma, s) = (X_T, \Sigma, \delta_T, x_0^T, F_T). \quad (12)$$

其中: $X_T = \{0, 1, \dots, \|s\|\}$, $\|s\|$ 为 T 型故障模式中发生故障的状态集, $x_0^T = 0$, $F_T = \{\|s\|\}$. 对于所有的 $x \in X_T \setminus \{\|s\|\}$ 以及 $\sigma \in \Sigma$, 定义

$$\delta_T(x, \sigma) = \begin{cases} x+1, & \sigma = \sigma_{x+1}; \\ \max_{i \in \text{match}(x)} i, & \text{match}(x) \neq \emptyset; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (13)$$

这里: $\text{match}(x) = \{i : [(i=1) \wedge (\sigma_1 = \sigma)] \vee [(1 < i \leq x) \wedge (\sigma_1 \dots \sigma_i = \sigma_{x-i+2} \dots \sigma_x \sigma)]\}$ 为 KMP 字符串匹配算法^[28], $\delta_T(\|s\|, \sigma) = \|s\|$.

将 $G = (X_1, \Sigma_1, \delta_1, p_1, x_0^1, F_1)$ 和 G 中一条模式故障所对应的模式自动机 $H = (X_2, \Sigma_2, \delta_2, x_0^2, F_2)$ 进行乘积运算, 得到新的系统 G_p , 有

$$G_p = G \times H = (X_p, \Sigma_p, \delta_p, p_p, x_0^p, F_p). \quad (14)$$

其中: $X_p \subseteq X_1 \times X_2$, $\Sigma_p = \Sigma_1 \cap \Sigma_2$, $x_0^p = (x_0^1, x_0^2)$, $F_p = F_1 \cap F_2$. 如果 $\delta_1(x^1, \sigma)$ 与 $\delta_2(x^2, \sigma)$ 有定义, 则 $\delta_p(x^p, \sigma) = \delta_p((x^1, x^2), \sigma) = (\delta_1(x^1, \sigma), \delta_2(x^2, \sigma))$.

在动态观测的离散事件系统框架下, 每个事件的可观性可能会随着系统的运行而产生动态变化, 所以需要对其 G 进行一定处理: 将 G 中不可观事件标记作 uo , 称这种操作为 Σ 处理.

设 m 为事件标记函数, $m(s) = t$ 表示将自动机 G 中事件 s 标为 t . 对 G 进行 Σ 处理: 如果 $\forall x \in X$, 满足 $\delta(x, s) = x^*$, 则有

$$m(s) = \begin{cases} s, & s \in \omega(x) \vee (s = f); \\ uo, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (15)$$

对于模式故障, 对 G_p 进行 Σ 处理: 如果 $\forall x_p \in X_p$, 满足 $\delta_p(x_p, s) = x_p^*$, 则有

$$m(s) = \begin{cases} s, & s \in \omega(x_1), x_p = (x_1, x_2); \\ \text{uo}, & s \notin \omega(x_1), x_p = (x_1, x_2). \end{cases}$$

经过 Σ 处理后, 对于单故障, G 转变为 G_{P_ω} ; 对于模式故障, G_p 转变 G_{pP_ω} .

下面构造诊断器. 对于单故障, 其故障标签记为 $\Delta_f = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$, 对于模式故障, S 型的故障标签记为 $\Delta_f = \{SF_1, SF_2, \dots, SF_m\}$, T 型的故障标签记为 $\Delta_f = \{TF_1, TF_2, \dots, TF_m\}$, 其中 m 为故障类型的数量. 所有可能出现的标签组合为 $\Delta = \{N\} \cup 2^{\Delta_f}$, 其中 $\{N\}$ 表示无故障发生. 记 $Q_o = 2^{X_o \times \Delta}$, 其中 X_o 为可观状态集, 它包含了初始状态 x_0 以及所有从初始状态出发经过以可观事件结尾的事件串所到达的状态, 即 $x \in X_o$ 当且仅当

$$(x = x_0) \vee (\exists s \in L : \delta(x_0, s) = x \wedge s_f \in \Sigma_o).$$

诊断器构造为

$$G_d = (Q_d, \Sigma_o, \delta_d, q_0, \Phi, \phi_0). \quad (16)$$

其中: $Q_d \in Q_o$ 为逻辑元素状态集; Σ_o 为可观事件集; δ_d 为诊断器的状态转移函数; $q_0 = \{(x_0, \{N\})\} \in Q_d$ 为逻辑元素状态集的初始状态; Φ 表示概率转移矩阵; ϕ_0 为 q_0 的初始状态概率, 一般情况下 $\phi_0 = [1]$.

Q_d 中状态用 q_d 表示, $q_d = \{(x_1, l_1), \dots, (x_n, l_n)\}$, 其中 $x_i \in X_o$ 且 $l_i \in \Delta$, 二元组 (x, l) 称为一个成员组件. $\|q_d\|$ 为 q_d 中成员组件的数量, 第 i 个成员组件用符号 $c_{q_d, i}$ 表示. δ_d 是诊断器的状态转移函数, 在定义前需要先定义状态标签转移函数 $LP : X_o \times \Delta \times \Sigma_o^* \rightarrow \Delta$.

对于单故障类型, 有

$$LP(x, l, s) = \begin{cases} \{N\}, & l = \{N\} \wedge \forall i [\Sigma_{f_i} \notin s]; \\ \{F_i : F_i \in l \vee \Sigma_{f_i} \in s\}, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

对于模式故障类型, 有

$$LP(x, l, s) = \begin{cases} \{N\}, & l = \{N\} \wedge \delta(x, s) \neq \|s\|; \\ \{F_i : F_i \in l \vee \delta(x, s) = \|s\|\}, & \text{otherwise.} \end{cases}$$

定义状态转移函数 δ_d 为

$$\delta_d(q, \sigma) = \bigcup_{(x, l) \in q} \bigcup_{s \in L_\sigma(G, x)} \{(\delta(x, s), LP(x, l, s))\},$$

其中成员组件的转移函数为

$$\delta_{\text{comp}}(q, x, l, s) = (\delta_d(q, P(s)), \delta(x, s), LP(x, l, s)).$$

概率转移矩阵 $\Phi : Q_d \times \Sigma_o \rightarrow M_{[0,1]}$ 定义为

$$\Phi_{ij}(q, \sigma_o) = \sum_{s \in L_{\sigma_o}(G, x_i) : (\delta(x_i, s), LP(x_i, l_i, s)) = (x_j, l_j)} \Pr(s) =$$

$$\Pr(c_{\delta_d(q, \sigma_o), j}, \sigma_o | c_{q, i}),$$

其中 $M_{[0,1]}$ 为取值在 $[0,1]$ 内的一组有限维矩阵. 矩阵 $\Phi(q, \sigma)$ 的大小为 $\|q\| \times \|\delta_d(q, \sigma_o)\|$.

4 故障可诊断性的充分必要条件

在诊断器中, 每个状态 q 都有一个标签. 对于单故障诊断, 如果对于所有 $(x, l) \in q$, 均有 $F_i \in l$, 则称 q 是 F_i 确定的, 否则称 q 是 F_i 不确定的. 对于 S 型 (T 型) 模式故障诊断, 如果对于所有 $(x, l) \in q$, 均有 $SF_i \in l$ ($TF_i \in l$), 则称 q 是 SF_i 确定的 (TF_i 确定的), 否则称 q 是 SF_i 不确定的 (TF_i 不确定的).

令 G_d 为 G 的诊断器, $c = (q, x, l)$ 为 G_d 的一个成员, 如果 x 是 G 中的一个递归状态, 则称 c 为 G_d 的一个递归成员, 如果 $F_i \in l$, 则称 c 为标签是 F_i 的递归成员. 如果 x 是 G 中的一个变化状态, 则称 c 为 G_d 的一个变化成员.

定理 1 设 G 是一个随机离散事件系统, L 为 G 生成的语言, G 为动态观测下单故障可诊断的充分必要条件是 G 的诊断器 G_d 中所有包含标签为 F_i 的递归成员的状态均为 F_i 确定的.

证明 1) 必要性. 用反证法证明. 假设 G 为动态观测下单故障可诊断的, 在诊断器 G_d 中存在 $q \in Q_d$, q 不是 F_i 确定的且 q 中存在递归成员 $c_f = (q, x, l_f)$ 满足 $F_i \in l_f$. 下面证明:

$$\exists \varepsilon > 0, \exists s \in \Psi, \Sigma_{f_i}, \exists N \in \mathbb{N}, \forall n \geq N,$$

$$\{\Pr(t : D(st) = 0 | t \in L/s \wedge \|t\| = n) > \varepsilon\}. \quad (17)$$

根据诊断器的构造可知诊断器中每个状态的成员元素都可以由初始状态成员到达, 因此存在一条串 st , 其中 $s \in \Psi(\Sigma_{f_i})$ 且 $t \in L/s$, 使得 $\delta_{\text{comp}}(c_o, st) = c_f$ 且 $\Pr(t) > 0$. 由于 c_f 所在的状态 q 是 F_i 不确定的, 可得 $D(st) = 0$.

令 $n \in \mathbb{N}, u \in L/st, \|tu\| \geq N$. 由于所有从 F_i 不确定状态中标签为 F_i 的递归成员出发到达的成员所处的状态是 F_i 不确定的, 对于任意 $u \in L/st$, 通过事件串 u 到达的仍然是诊断器中的 F_i 确定状态.

对于所有 $n \geq N, \Pr(u : D(stu) = 0 | tu \in L/s \wedge \|tu\| = n) = 1$, 取 $0 < \varepsilon < \Pr(t | tu \in L/s)$, 可以推出 $\Pr(tu : D(stu) = 0 | tu \in L/s \wedge \|tu\| = n) > \varepsilon$.

根据定义 1 可知, G 不是动态观测下单故障可诊断的, 这与假设矛盾.

2) 充分性. 设 Comp 为随机故障诊断器中状态成员的集合, Γ_C 为变化成员的集合, $\Gamma_C \in \text{Comp}$. 假设所有包含标签为 F_i 的递归成员 (q, x, l_f) 的状态 $q \in Q_d$ 都是 F_i 确定的.

令 $s \in \Psi(\Sigma_{f_i})$, 存在 $n \in \mathbb{N}$, 使得对于任意 $c = (q, x, l) \in \text{Comp}$, 有 $\Pr(t : \delta_{\text{comp}}(c, t) \in \Gamma_C | \|t\| = n \wedge t$

$\in L(G, x) < \varepsilon$. 因为在诊断器中 c 是由初始成员 c_0 经过事件串 s 到达, 对应到自动机中为 $\delta(x_0, s)$, 可以得到 $\Pr(t : \delta_{\text{comp}}(c, t) \in F_C \mid \|t\| = n \wedge t \in L/s) < \varepsilon$, 表明经历 n 个事件后, 处于变化状态的概率小于 ε .

因为 $s \in \Psi(\Sigma_{f_i}), F_i \in LP(x_0, N, s)$, 经过事件串 s 后的所有成员标签均包含 F_i . 当发生事件使变化状态成员到达递归成员时, 递归成员所在状态是 F_i 确定的, 因此 $D(st) = 1$, 即 $\Pr(t : D(st) = 0 \mid \|t\| = n \wedge t \in L/s) < \varepsilon$, 这表明 G 为动态观测下单故障可诊断的. \square

对于模式故障的可诊断性, 可用类似定理1方法得到如下结论.

定理2 设 G 是一个随机离散事件系统, G 为动态观测下 S 型(或 T 型)模式故障可诊断的充分必要条件是诊断器 G_d 中所有包含标签为 SF_i (或 TF_i) 的递归成员的状态都是 SF_i 确定的(或 TF_i 确定的).

在实际中, 要验证一个随机离散系统是否满足故障可诊断的充分必要条件, 可以经过如下步骤(以定理1为例, 定理2类似).

- step 1: 根据系统 G 构造相应的诊断器 G_d ;
- step 2: 在 G_d 中找到所有标签为 F_i 的成员;
- step 3: 判断这些成员是否为递归成员, 如果不是, 则将其去除;
- step 4: 保留成员所处状态为 F_i 确定的状态;
- step 5: 若存在这样的成员(状态), 则系统故障可诊断, 否则系统故障不可诊断.

对于一个基于动态观测下的随机离散事件系统 G , 设 $|X|$ 和 $|\Sigma|$ 分别为 G 的状态个数和事件个数, 整个系统 G 存在的最大状态转移数为 $|X| \times |\Sigma|$. 对于单故障, 对系统 G 进行事件集 Σ 处理的计算复杂度为 $|X| \times |\Sigma|$, 构造单故障诊断器的计算复杂度为 $2^{|X|} \times |\Sigma|$, 因此验证随机离散事件系统单故障可诊断的计算复杂度为 $O(2^{|X|} \times |\Sigma|)$. 对于模式故障, 构造模式自动机 H 的复杂度为 $|Y| \times |\Sigma|$, 其中 $|Y|$ 为模式自动机状态个数, 则 G 与 H 乘积得到新系统 G_p 计算复杂度为 $|X| \times |Y| \times |\Sigma|^2$, 对 G_p 进行事件集处理的计算复杂度为 $|X| \times |Y| \times |\Sigma|$, 构造模式故障诊断器的计算复杂度为 $2^{|X| \times |Y|} \times |\Sigma|$, 因此验证随机离散事件系统模式故障可诊断的计算复杂度为 $O(|X| \times |Y| \times |\Sigma|^2 + 2^{|X| \times |Y|} \times |\Sigma|)$.

下面分别考虑例1和例2中的随机离散事件系统, 并利用构造诊断器方法进行故障诊断分析.

对于例1中的单故障情形, 根据诊断器构造规则得到诊断器 G_d 如图3所示. 由于图3中诊断器存在标签为 F 的成员 ($q_4, 3, F$) 和 ($q_5, 7, F$), 从中去掉非递归

成员, 剩下的成员 ($q_5, 7, F$) 所处的状态 q_5 为 F 确定的. 根据定理1, 故障 f 可诊断, 这与例1中得出的结论相吻合.

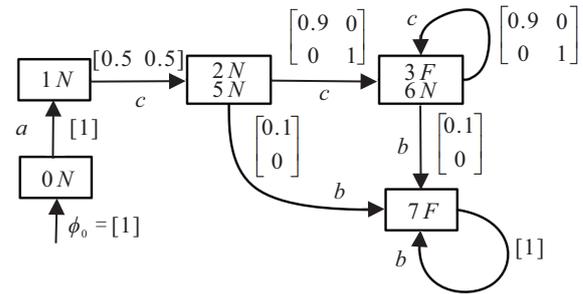


图3 例1中系统的诊断器 G_d

对于例2中的 S 型模式故障, 根据诊断器构造规则得到诊断器 G_d 如图4所示. 由于诊断器中存在标签为 SF 的成员 ($q_4, 8, SF$) 和 ($q_5, 9, SF$), 从中去掉非递归成员, 剩下的成员 ($q_5, 9, SF$) 所处的状态 q_5 为 SF 确定的, 满足定理2条件. 因此, 该模式故障 cd 可诊断, 这与例2得出的结论相一致.

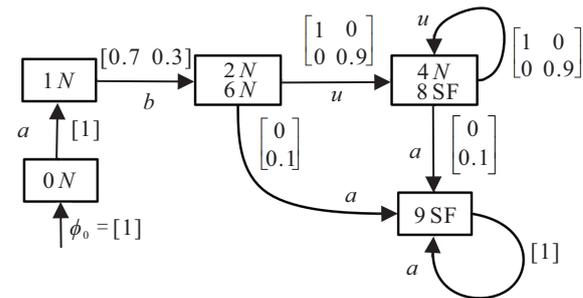


图4 例2中系统的诊断器 G_d

5 结论

本文研究了动态观测下随机离散事件系统的故障诊断问题. 分别针对单故障和模式故障的可诊断性进行形式化, 并构建相应的诊断器, 推导了关于单故障可诊断性和模式故障可诊断性的充分必要条件, 得到一种动态观测下随机离散事件系统的故障诊断.

在本文的基础上可以进一步将集中式系统推广到分布式系统^[5,17]. 另外, 本文考虑的是给定的动态观测集合, 是否存在最小的动态观测集合也是一个很有意义的研究, 这些问题将在后续研究中进一步深入探讨.

参考文献(References)

- [1] Cassandras C G, Lafortune S. Introduction to discrete event systems[M]. Boston: Springer, 2008: 26-43.
- [2] Lin F. Diagnosability of discrete event systems and its applications[J]. Discrete Event Dynamic Systems: Theory and Applications, 1994, 4(2): 197-212.
- [3] Sampath M, Sengupta R, Lafortune S, et al. Diagnosability of discrete-event systems[J]. IEEE

- Transactions on Automatic Control, 1995, 40(9): 1555-1575.
- [4] Yoo T S, Lafortune S. Polynomial-time verification of diagnosability of partially observed discrete-event systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2002, 47(9): 1491-1495.
- [5] Qiu W B, Kumar R. Decentralized failure diagnosis of discrete event systems[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans, 2006, 36(2): 384-395.
- [6] Moreira M V, Jesus T C, Basilio J C. Polynomial time verification of decentralized diagnosability of discrete event systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2011, 56(7): 1679-1684.
- [7] Lin F, Ying H. Fuzzy discrete event systems and their observability[C]. Proceedings Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference. Vancouver, 2001: 1271-1276.
- [8] Liu F C, Qiu D W. Diagnosability of fuzzy discrete event systems: A fuzzy approach[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2009, 17(2): 372-384.
- [9] Liu F C, Qiu D W. Decentralized supervisory control of fuzzy discrete event systems[J]. European Journal of Control, 2008, 14(3): 234-243.
- [10] 刘富春, 严飞, 赵锐, 等. 模糊离散事件系统基于验证器的模式故障诊断[J]. 控制与决策, 2020, 35(6): 1403-1408.
(Liu F C, Yan F, Zhao R, et al. Verifier-based pattern diagnosis of fuzzy discrete-event system[J]. Control and Decision, 2020, 35(6): 1403-1408.)
- [11] Deng W L, Qiu D W. State-based decentralized diagnosis of Bi-fuzzy discrete event systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2017, 25(4): 854-867.
- [12] 俞新贞, 吴澄. 离散事件系统的稳定性[J]. 控制与决策, 2001, 16(1): 55-57.
(Yu X Z, Wu C. The stability of discrete event systems[J]. Control and Decision, 2001, 16(1): 55-57.)
- [13] Tong X F, Lamperti G, Ouyang D T, et al. Minimal diagnosis and diagnosability of discrete-event systems modeled by automata[J]. Complexity, 2020, 2020: 1-17.
- [14] Liu F C, Wu L H. Decentralized safe diagnosis of fuzzy discrete-event systems[C]. The 37th Chinese Control Conference (CCC). Wuhan, 2018: 1970-1975.
- [15] 刘富春, 唐顺桥, 赵锐, 等. 离散事件系统间歇性故障的安全诊断[J]. 控制与决策, 2020, 35(5): 1205-1210.
(Liu F C, Tang S Q, Zhao R, et al. Safe diagnosability for intermittent faults of discrete-event systems[J]. Control and Decision, 2020, 35(5): 1205-1210.)
- [16] Thorsley D, Teneketzis D. Diagnosability of stochastic discrete-event systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2005, 50(4): 476-492.
- [17] Liu F C, Qiu D W, Xing H Y, et al. Decentralized diagnosis of stochastic discrete event systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2008, 53(2): 535-546.
- [18] Thorsley D. A necessary and sufficient condition for diagnosability of stochastic discrete event systems[J]. Discrete Event Dynamic Systems: Theory and Applications, 2017, 27(3): 481-500.
- [19] Chen J, Kumar R. Stochastic failure prognosability of discrete event systems[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2015, 60(6): 1570-1581.
- [20] Chen J, Keroglou C N, Hadjicostis C, et al. Revised test for stochastic diagnosability of discrete-event systems[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2018, 15(1): 404-408.
- [21] Geng X N, Ouyang D T, Jiang Z G. Pattern diagnosis for stochastic discrete event systems[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 87: 103305.
- [22] Jeron T, Marchand H, Pinchinat S, et al. Supervision patterns in discrete event systems diagnosis[C]. The 8th International Workshop on Discrete Event Systems. Arbor, 2006: 262-268.
- [23] 陈文德. 离散事件动态系统的能观性[J]. 控制与决策, 1997, 12(3): 198-202.
(Chen W D. Observability of discrete event dynamic systems[J]. Control and Decision, 1997, 12(3): 198-202.)
- [24] Cassez F, Tripakis S. Fault diagnosis with static and dynamic observers[J]. Fundamenta Informaticae, 2008, 88(4): 497-540.
- [25] Wang Y, Yoo T S, Lafortune S. Diagnosis of discrete event systems using decentralized architectures[J]. Discrete Event Dynamic Systems, 2007, 17(2): 233-263.
- [26] Wang W L, Girard A R, Lafortune S, et al. On codiagnosability and coobservability with dynamic observations[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2011, 56(7): 1551-1566.
- [27] Yin X, Lafortune S. On the relationship between codiagnosability and coobservability under dynamic observations[C]. 2015 American Control Conference. Chicago, 2015: 390-395.
- [28] Genc S, Lafortune S. Diagnosis of patterns in partially-observed discrete-event systems[C]. Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control. San Diego, 2006: 422-427.

作者简介

黄楠(1996—), 男, 硕士生, 从事控制理论、算法设计的研究, E-mail: 329860504@qq.com;

刘富春(1971—), 男, 教授, 博士生导师, 从事控制理论、算法设计等研究, E-mail: fliu2011@163.com;

赵锐(1976—), 女, 讲师, 博士, 从事离散事件系统、智能计算等研究, E-mail: zhaorui118204@163.com;

崔洪刚(1976—), 男, 讲师, 博士, 从事大数据与智能计算的研究, E-mail: cuihg@163.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)