

基于趋势分析和SDG模型的故障诊断

刘敏华, 萧德云

(清华大学自动化系, 北京 100084)

摘要: 基于趋势分析的故障诊断受数据影响较大, 基于定向符号图(signed directed graph)模型的故障诊断难于建模和推理, 而两者结合以提高故障诊断效果的方法还未被考虑. 本文将趋势分析的趋势信息和SDG模型的节点信息进行了比较, 阐明了两者信息互补的特点, 然后利用趋势分析建立SDG模型, 并利用SDG模型改进基于趋势分析的故障诊断, 建立了数据驱动方法和基于模型方法相结合的故障诊断方法. CSTR(continuous stirred-tank reactor)实例分析表明, 基于趋势分析和SDG模型的故障诊断方法提高了诊断的准确性和精确性.

关键词: 故障诊断; 定向符号图; 趋势分析

中图分类号: TP277

文献标识: A

Fault diagnosis based on trend analysis and SDG

LIU Min-hua, XIAO De-yun

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Fault diagnosis based on trend analysis is affected by data, while the one based on signed directed graph (SDG) is difficult to model and infer. The combination of both in order to improve the effect of fault diagnosis has not been considered yet. The trend information of trend analysis is compared with the node information of SDG, which shows that they complement each other. Then trend analysis is applied to SDG modeling, and the fault diagnosis based on trend analysis is modified with corresponding SDG. So the new data-driven and model-based method of fault diagnosis is built. The example of continuous stirred-tank reactor (CSTR) illustrates the veracity and accuracy of fault diagnosis based on trend analysis and SDG.

Key words: fault diagnosis; SDG; trend analysis

1 引言 (Introduction)

从过程数据中提取有用信息的过程趋势分析(process trend analysis)方法是一种过程行为建模和推理的有力工具^[1,2]. 但趋势分析是一种数据驱动(data-driven)方法, 它分析过程变量的历史数据而不考虑变量之间的联系. 因此数据驱动的故障诊断方法如果和基于模型(model-based)的故障诊断方法相结合就会提高故障分辨率. 基于SDG(signed directed graph)模型的故障诊断是一种基于定性模型的故障诊断方法, 它考虑了过程变量之间的联系因而能弥补趋势分析方法的不足. 本文将趋势分析的趋势信息和SDG模型的节点信息进行了比较, 阐明了两者信息互补的特点, 然后利用趋势分析建立SDG模型, 并利用SDG模型改进基于趋势分析的故障诊断, 建立了数据驱动方法和基于模型的方法

相结合的故障诊断方法. CSTR实例分析表明, 基于趋势分析和SDG模型的故障诊断方法提高了诊断的准确性和精确性.

2 趋势分析方法 (Trend analysis method)

2.1 趋势分析 (Trend analysis)

趋势分析是一种数据驱动的时间推理(temporal reasoning)和形状分析方法, 常用于慢过程的诊断和控制. 任何时间序列函数 $y(t)$ 可以用一定阶次 n 的多项式任意程度近似, 同时 $y(t)$ 也可以用单峰区间 U_k 上阶次 n_k 满足 $n_k \leq n$ 的分段多项式序列 $p_k(t)$ 逼近, 即有 $y(t) \approx \{p_1(t), p_2(t), \dots, p_M(t)\}$ ^[2]. 慢过程中, 只要单峰区间 U_k 长度合适, 二次型(quadratic) $p_k(t)$ (即 $n_k \leq 2$)用于故障诊断最简单而又有效, 也就是说 $p_k(t) = \beta_0^k + \beta_1^k t + \beta_2^k t^2$, 其中 $t \in [T_i, T_f] \rightarrow [0, 1]$. 设 $\beta^k = [\beta_0^k, \beta_1^k, \beta_2^k]^T$ (T表

示转置),其估计值由最小二乘法得到. 时间区间 $[T_i, T_j]$ 从 $y(t)$ 的整个采样区间开始,估计误差 $e_{\text{fit}}^2 = \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{p}_i)^2 / v_m$ 满足F-test(v_m 为自由度),否则采用区间半分法(interval-halving)^[2]重新估计 β^k . 令

$$sd_1 = \left\{ \text{sgn} \left[\frac{dp_i(t)}{dt} \right] \right\} = \{ \text{sgn}[\beta_1^k + 2\beta_2^k t] \},$$

$$sd_2 = \left\{ \text{sgn} \left[\frac{d^2 p_i(t)}{dt^2} \right] \right\} = \{ \text{sgn}[\beta_2^k] \},$$

$sd_{1,2}$ 的符号集为 $\{0, +, -\}$, sd_1 表示变化率, sd_2 表示变化率的快慢. 由此得到A~G 7种基元(primitive)即 $\{0,0\}, \{+,+\}, \{+,0\}, \{+,-\}, \{-,+\}, \{-,0\}, \{-,-\}$ (如图1所示),建立由A~G基元序列 $\{P_i\}$ 组成的趋势 T_i 用以分析节点响应的变化情况.

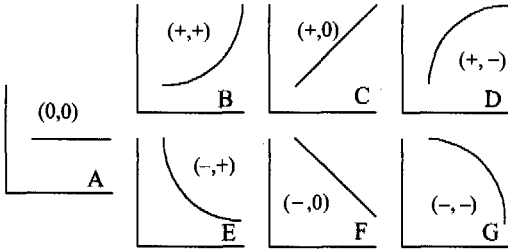


图1 基元示意图

Fig. 1 Primitives

趋势分析用于故障诊断,需要建立基于规则的知识库. 规则后件为故障类型,规则前件构成有两种方法. 一种方法是相容度(degree of compatibility)检验^[3],即综合计算 $sd_{1,2}$ 和 $sd_{1,2}^L$ 的匹配程度(L 表示标准库). 根据各观测节点传感器输出与标准库比较得到相容度,判断是否有故障发生. 另一种是基于模糊逻辑的相似度(similarity index)检验^[1]. 首先建立基元相似度矩阵 $S_{P_i P_j}$,然后将测量趋势 $T_i = \{P_i\}$ 和标准趋势 $T_i^* = \{P_i^*\}$ 进行相似度 $SI(S_{P_i P_j})$ 计算. 根据各观测节点传感器输出与标准库比较得到相似度,判断是否有故障发生.

2.2 趋势与SDG模型信息的比较(Trend in comparison with information of SDG)

趋势分析方法用多项式保留了各节点时间序列的主要信息: sd_1 是 $p_i(t)$ 一次导数的符号,称为一次定性信息; sd_2 是 $p_i(t)$ 二次导数的符号,称为二次定性信息. 趋势分析方法通过二次多项式近似得到的趋势 T_i 保留了节点的一次和二次定性信息,与SDG相类似.

SDG模型中通常用符号集 $\{+,0,-\}$ 表示节点偏差即节点状态相对于 $t=0$ 时刻状态的变化,因此

$t \rightarrow 0^+$ 时刻SDG模型中节点状态包含的就是一次定性信息. 趋势分析中一般有 $n_i \geq 1$,因此其节点保留了一次以上的定性信息;只有当 $n_i = 1$ 时即趋势分析用分段线性函数近似节点变化时,趋势 T_i 才仅保留了一次定性信息,与SDG模型相同.

结论1 SDG模型在 $t \rightarrow 0^+$ 时刻节点状态包含的信息是一次定性信息,包含于趋势分析中节点趋势的信息.

另一方面,SDG模型通过定向图建立了节点之间信息传递的关系,包括节点传递的路径和正负作用,而趋势分析中却只考虑节点自身的历史数据而并不对这些变化趋势按时间同步进行关联,因此节点间的关系至多只是暗含在趋势分析中而没有挖掘.

考虑通过微分代数方程(DAE: differential and algebraic equation)建立的SDG模型^[4]. 若存在通路 $x_j \rightarrow x_i$, x_j 在 t_j^n 时刻的一次定性信息一定会传递到 x_i 在 t_i^n 时刻的一次定性信息,但由于物理延迟而使 x_i 的状态表现为 x_j 一次定性信息的累积作用. 但在初始响应(initial response)中, x_i 从0到 t_i^1 的一次定性信息 $[x_i]_{\text{initial}}$ 和 x_j 从0到 t_j^1 的一次定性信息 $[x_j]_{\text{initial}}$ 却一一对应,其传递关系可通过相容通路(即满足 $[x_j]_{\text{initial}} \text{sgn}(x_j \rightarrow x_i) [x_i]_{\text{initial}} = +$ 的通路)表现出来. DE给出状态方程

$$\dot{x}_i(t) = f_i(x_i(t)),$$

而观测方程为

$$y(t) = x_i(t).$$

根据趋势分析,二次多项式给出

$$y(t) \approx \{\beta_0^k(x_j) + \beta_1^k(x_j)t + \beta_2^k(x_j)t^2\}.$$

其中 $\beta_{0,1,2}^k$ 受父节点 x_j 影响表示为 $\beta_{0,1,2}^k(x_j)$,则

$$x_i(t) = y(t) = \{\beta_1^k(x_j) + 2\beta_2^k(x_j)t\}.$$

考虑初始响应, $t \rightarrow 0^+$ 时刻有

$$f_i(x_i(t))|_{t \rightarrow 0^+} =$$

$$x_i(t)|_{t \rightarrow 0^+} \approx \beta_1^1(x_j)|_{t \rightarrow 0^+} \approx \beta_1^1 |x_j - x_j^0|.$$

又根据DAE建模方法得到

$$\text{sgn}(x_j \rightarrow x_i) = [\partial f_i / \partial x_j] = [\beta_1^1][x_j]_{\text{initial}}.$$

$[\beta_1^1]$ 是趋势分析中 $t \rightarrow 0^+$ 时刻的一次定性信息, $\text{sgn}(x_j \rightarrow x_i)$ 是SDG模型中 $x_j \rightarrow x_i$ 通路的线性作用^[5]. 将相容通路的条件式代入得到

$$[x_i]_{\text{initial}} = [x_j]_{\text{initial}} \text{sgn}(x_j \rightarrow x_i) =$$

$$[\beta_1^1][x_j]_{\text{initial}}^2 = [\beta_1^1] = [P_i].$$

其中 $[P_i]$ 表示基元 P_i 一次的符号.

结论2 SDG模型的相容通路传递初始响应即趋势分析中 $t \rightarrow 0^+$ 时的一次定性信息.

结论1说明SDG模型节点信息包含在节点的趋势信息之中,结论2说明趋势分析中孤立的节点信息在SDG模型中得到了传递,因此数据驱动方法和基于模型方法在描述系统特性方面具有信息互补的特点.趋势分析方法得到的趋势可以给SDG模型提供有用信息,而SDG模型描述出这些趋势之间的动态关联,两者结合可以改进故障诊断方法.

3 基于趋势分析和SDG模型的故障诊断 (Fault diagnosis based on trend analysis and SDG)

3.1 趋势分析用于SDG建模 (Application of trend analysis to SDG modeling)

根据DAE方程能够建立比较准确的SDG模型,但系统的数学模型往往不具备.趋势分析提供了SDG模型节点的充足信息,将其初始响应的一次定性信息关联建立相容路径,并结合经验知识建立SDG模型.

确定初始响应.节点 x_i 有

$$p_i(t) = \beta_0^i + \beta_1^i t + \beta_2^i t^2.$$

其中 $\beta_0^i = p_i(0)$ 表示节点在正常工作时的状态; $dp_i(t)/dt = \beta_1^i + 2\beta_2^i t$, $d^2p_i(t)/dt^2 = 2\beta_2^i$.则 x_i 的初始响应即 $t \rightarrow 0^+$ 时刻,

$$[x_i]_{\text{initial}} = [\beta_1^i + 2\beta_2^i t]_{t \rightarrow 0^+} = [\beta_1^i] = [P_1].$$

确定直接和间接作用.在SDG建模过程中,为应用趋势分析,需要确定对应于可能故障源节点的故障变量集 $\{e_j\}$ 和对应于传感器节点的测量变量集 $\{x_i\}$.当 e_i 发生偏差时,初始响应集为 $\{x_j\}$.根据经验知识,如果 e_i 和 x_j 之间存在直接作用或者因果关系,则根据 $[e_i]$ 和 $[x_j]_{\text{initial}}$ 建立 $e_i \xrightarrow{\pm} x_j$;如果 e_i 和 x_k 之间并无直接联系,但 e_i 和 x_j 以及 x_j 和 x_k 之间存在这种关系,则在 $e_i \xrightarrow{\pm} x_j$ 的基础上建立 $x_j \xrightarrow{\pm} x_k$.

确定前馈和反馈作用.SDG模型中往往存在补偿响应(compensatory response)和逆响应(inverse response)现象,这些响应是由负反馈和前馈引起的,从而破坏初始响应的相容通路^[4].因此,SDG建模过程中需要根据趋势分析确定前馈、负反馈作用和节点的负自环(negative self-cycle).趋势分析中,只要 $T_f(>T_s)$ 合适,最终趋势 $P_M = A$,因此节点 x_i 的最终响应为 $[x_j]_{\text{final}} = [\beta_0^M - \beta_0^i]$.如果 $[x_j]_{\text{final}} \neq [x_j]_{\text{initial}}$,则存在补偿响应或逆响应.从SDG建模的实际经验来看,可以依次考虑前馈、反馈和负自环,如图2所示.图2(a)表示前馈作用的

情形:设根据初始响应确定 $e_i \xrightarrow{\pm} x_j$ 和 $e_i \xrightarrow{\pm} x_k$,但 x_j 节点趋势出现了 $B/C/D \leftrightarrow E/F/G$ 的情形,使 $[x_j]_{\text{final}} \neq [x_j]_{\text{initial}}$,若 x_k 和 x_j 之间物理上存在相互作用,则必然有 $x_k \xrightarrow{\pm} x_j$.图2(b)表示反馈作用的情形:设根据初始响应确定 $e_i \xrightarrow{\pm} x_j$,但 $[x_j]_{\text{final}} \neq [x_j]_{\text{initial}}$,则必然有 $x_j \xrightarrow{\pm} e_i$.图2(c)表示负自环作用的情形.负自环是一种特殊形式的负反馈,理论上是由 $\dot{x}_i = f_j(-x_i, \dots)$ 引起的,产生微调 x_i 节点状态的作用,因此往往发生在趋势分析的后期并且表现出微小超调而瞬即平抑的特点.在趋势分析中表现为 $\text{DEA}(e_i^+ \text{作用下})$ 且 $|\beta_0^{M-1} - \beta_0^M| \ll |\beta_0^M - \beta_0^i|$.

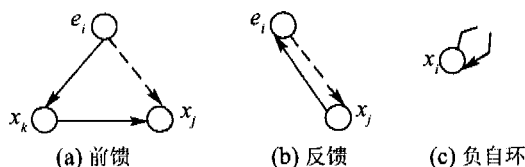


图2 前馈/反馈作用

Fig. 2 Feedforward / feedback

再根据经验知识补充一些节点之间的因果联系就可以完成SDG建模.

3.2 趋势分析用于基于SDG的故障诊断 (Application of trend analysis to fault diagnosis based on SDG)

基于趋势分析的故障诊断根据故障下节点响应的相似性诊断故障,效果较好并对故障大小具有鲁棒性.但趋势分析方法是数据驱动的,诊断性能受数据影响且计算量较大,而结合模型驱动的方法就能有所改进.按上述方法建立SDG模型以后,按下述方法进行故障诊断.

响应检验.SDG模型中,如果节点 e_i 和 x_j 之间没有通路,则 x_j 对 e_i 就不会有响应;如果 e_i 和 x_j 之间存在负反馈和前馈作用,则 x_j 对 e_i 可能表现出补偿响应或逆响应.SDG模型确定以后, x_j 对 e_i 有无响应和有无补偿/逆响应也就确定了,因此可以通过 x_j 的响应检验确定 e_i 是否发生故障.

相容通路检验.趋势分析诊断性能除受数据驱动影响外,还因为在相似度计算中相似度矩阵 $S_{P_1 P_2}$ 中包含基元 C/F 和 A 的模糊交叉(fuzziness across).赋予 A 和 C/F 非零的相似度($S_{AC} = S_{AF} \neq 0$),虽然符合趋势分析中定性外形相似的模糊特性,但也使零响应和非零响应具有一定的相似度从而产生虚假解,这些虚假解在基于SDG的故障诊断中通过相容通路检验即检验 e_i 和 x_j 间是否满足

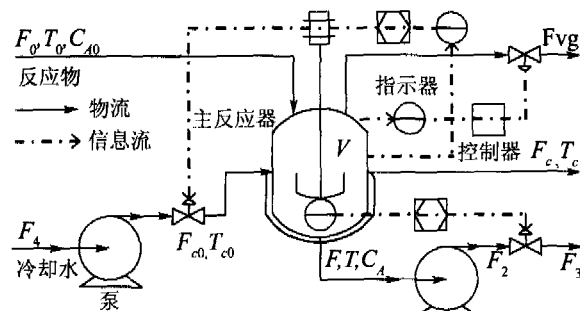
$[e_i]\varphi(e_i, x_j)[x_j] = +$ 很容易被消除。

路径长度检验. SDG模型中,各测量节点 x_j 到故障节点 e_i 的路径长度不一样,因此故障传播时间也不一样,表现为节点 x_j 响应值越过阈值的时间不同,从而表现为 x_j 响应值变化率不同.因此可以通过初始响应时间 T_{x_j} 或者初始变化率 $|\beta_1^i(x_j)|$ 来进行路径长度检验,若 $\text{level}(e_i \rightarrow x_j) < \text{level}(e_i \rightarrow x_k)$ ($\text{level}(\cdot)$ 表示路径长度)则有 $|\beta_1^i(x_j)| > |\beta_1^i(x_k)|$.

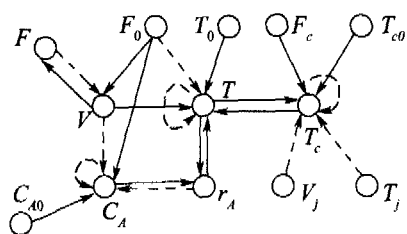
响应检验、相容通路检验和路径长度检验可以在趋势分析过程之中进行,不符合SDG模型的节点不必再进行趋势分析,从而减少计算量。

4 实例分析(Example analysis)

连续搅动水箱式反应堆(CSTR; continuous stirred-tank reactor)系统^[1]是一种典型的热化工流程,如图3(a)所示.被反应物流入主反应堆发生液相反应,冷却水在温度控制器作用下流过反应堆套,反应堆在水平控制器和压力控制器作用下流出反应物和排出气体.根据CSTR的DAE方程^[1]建立的SDG模型如图3(b)所示(图中Fvg为排出气体流量)。



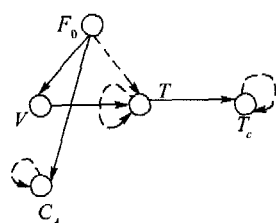
(a) 流程图



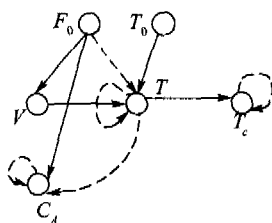
(b) SDG

图3 连续搅动水箱式反应堆

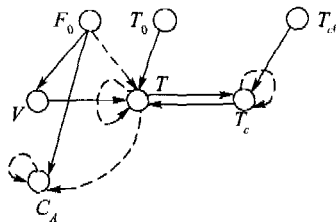
Fig. 3 Continuous stirred-tank reactor



(a) F_0 作用下



(b) T_0 作用下



(c) T_{c0} 作用下

首先应用趋势分析进行SDG建模.选定各出口物理量作为测量变量,选定各进口物理量作为故障变量,变量符号和相应物理量说明如表1.将趋势分析用于SDG建模,建模过程如图4(a)~(e)所示(响应曲线和趋势分析参阅^[11]).

表1 测量变量和故障变量说明

Table 1 Explanation of measurement and fault variables

测量变量	物理量	故障变量	物理量
V	反应堆容积	F_0	进口流速
C_A	出口浓度	C_{A0}	进口浓度
T	出口温度	T_0	进口温度
T_c	出口冷却水温度	T_{c0}	进口冷却水温度

图4中:图(a)根据 F_0 作用下 V, C_A, T, T_c 的趋势分析得到,其中 $V \xrightarrow{+} T$ 为考虑前馈作用得到, C_A, T, T_c 的负自环也已经建立,并且在其他建模步骤中可以得到验证;图(b)~(d)分别根据 T_0, T_{c0} 和 C_{A0} 作用下 V, C_A, T 和 T_c 的趋势分析得到,其中建模步骤图(d)中根据负反馈得到 $T \xrightarrow{-} C_A$;图(e)为进一步根据经验知识补充建立的节点定向符号关系,例如根据容积和浓度的反比例关系很容易建立 $V \xrightarrow{-} C_A$.比较图4(e)和图3(b),考虑到 r_A 和 T/C_A 之间构成强连接部分(SCC; strongly connected component),则有图4(e)和图3(b)是完全一样的,这充分说明了趋势分析辅助SDG建模的有效性。

其次应用趋势分析进行基于SDG的故障诊断.这里分成两步,首先采用趋势分析方法给出可能故障集(有关分析过程和结果参阅^[11]),然后采用SDG模型进行检验,结果如表2所示.表2第3列给出了趋势分析的结果,除2外可能故障集中故障都不唯一,这是由于模糊逻辑诊断的误差和忽略节点间关系所导致的。

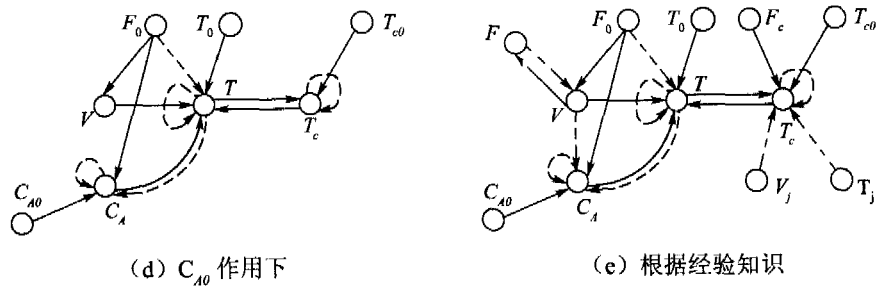


图 4 应用趋势分析的 SDG 建模过程

Fig. 4 Process of SDG modeling with trend analysis

表 2 趋势分析用于基于 SDG 故障诊断的结果
Table 2 Results of fault diagnosis based on SDG with trend analysis

序号	仿真故障	趋势分析	响应检验	相容通路检验	路径长度检验
1	F_0^+	F_0^+, C_{A0}^+	F_0^+	—	—
2	F_0^-	F_0^-	—	—	—
3	C_{A0}^+	C_{A0}^+, T_0^+	—	C_{A0}^+	—
4	C_{A0}^-	C_{A0}^-, T_0^+	—	C_{A0}^-	—
5	T_0^+	T_0^-, C_{A0}^+	—	T_0^+	—
6	T_0^-	T_0^+, C_{A0}^+	—	T_0^-	—
7	T_{c0}^+	T_{c0}^+, T_0^+	—	—	T_{c0}^+
8	T_{c0}^-	T_{c0}^-, T_0^+	—	—	T_{c0}^-

序号 1: 采用响应检验, 由于 F_0^+ 作用下 $\text{tr}(V) = A, C_{A0}^+$ 作用下 $V \neq A$, 因此排除可能故障源 C_{A0}^+ . 序号 3 ~ 6 采用相容通路检验, 其中序号 3 在 C_{A0}^+ 作用下 $\text{tr}(C_A) = D \cdots, [C_A]_{\text{initial}} = + = [D]$, 而在 T_0^+ 作用下 $[C_A]_{\text{initial}} = -$, 因此 $T_0^+ \rightarrow C_A^+$ 不构成相容通路, 排除可能故障源 T_0^+ ; 序号 4: 在 C_{A0}^- 作用下 $\text{tr}(T) = F \cdots, [T]_{\text{initial}} = - = [F]$, 而在 T_0^+ 作用下 $[T]_{\text{initial}} = +$, 因此 $T_0^+ \rightarrow T^-$ 不构成相容通路, 排除可能故障源 T_0^+ ; 序号 5: 在 T_0^+ 作用下 $\text{tr}(C_A) = G \cdots, [C_A]_{\text{initial}} = - = [G]$, 而在 C_{A0}^+ 作用下 $[C_A]_{\text{initial}} = +$, 因此 $C_{A0}^+ \rightarrow C_A^-$ 不构成相容通路, 排除可能故障源 C_{A0}^+ ; 序号 6: 在 T_0^- 作用下 $\text{tr}(T) = E \cdots, [T]_{\text{initial}} = - = [E]$, 而在 C_{A0}^+ 作用下 $[T]_{\text{initial}} = +$, 因此 $C_{A0}^+ \rightarrow T^-$ 不构成相容通路, 排除可能故障源 C_{A0}^+ . 序号 7 和 8: 采用路径长度检验, 根据 CSTR 的 SDG 模型, 可知 $\text{level}(T_{c0} \rightarrow T_c) < \text{level}(T_0 \rightarrow T_c)$, 又 $|\beta_1^1(T_{c0})| > |\beta_1^1(T_c)|$, 排除可能故障源 T_0^+ . 表中框示故障源均唯一, 说明基于 SDG 的故障诊断提高了趋势分析诊断的精确性.

5 结论 (Conclusion)

本文在概述趋势分析方法的基础上比较了节点趋势信息与 SDG 节点信息, 表明两者具有互补的特点, 由此结合数值信息和经验知识将趋势分析应用于基于 SDG 模型的故障诊断, 包括 SDG 模型的建立和诊断方法的改进. CSTR 实例分析表明趋势分析辅助下的 SDG 建模准确性高, 同时趋势分析辅助下的基于 SDG 模型的故障诊断精确性也高, 因此同时采用数据驱动和基于 (定性) 模型的故障诊断方法其性能有较大的提高.

参考文献 (References):

[1] DASH S, RENGASWAMY R, VENKATASUBRAMANIAN V. Fuzzy-logic based trend classification for fault diagnosis of chemical processes [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27(3):347-362.
[2] DASH S, MAURYA M R, VENKATASUBRAMANIAN V. A novel interval-halving framework for automated identification of process trends [J]. *American Institute of Chemical Engineers*, 2004, 50(1):149-162.
[3] KONSTANTIN K B, TOSHIOMI Y. Real-time qualitative analysis of the temporal shapes of (bio)process variables [J]. *American Institute of Chemical Engineers*, 1992, 38(11):1703-1715.
[4] MAURYA M R, RENGASWAMY R, VENKATASUBRAMANIAN V. A systematic framework for the development and analysis of signed digraphs for chemical process [J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2003, 42(20):4789-4827.
[5] VENKATASUBRAMANIAN V, RENGASWAMY R, YIN K, et al. A review of process fault detection and diagnosis [J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27(3):293-346.

作者简介:

刘敏华 (1976—), 男, 1995 年考入清华大学自动化系, 1999 年免试推荐直接攻读博士学位, 从事多传感器数据融合及基于 SDG 模型的故障诊断课题研究, E-mail: lmh99@mails.tsinghua.edu.cn;
萧德云 (1945—), 男, 教授, 博士生导师, 1970 年毕业于清华大学, 长期从事辨识建模、故障诊断、传感器信号融合、计算机应用和大型连续过程工业 CIMS 等领域的教学和科研, E-mail: xiaody@mail.tsinghua.edu.cn.