

基于改进SDG的电站热力系统故障诊断方法研究

曹文亮, 王兵树, 马良玉, 张冀, 高建强

(华北电力大学控制科学与工程学院, 河北省保定市 071003)

RESEARCH ON FAULT DIAGNOSIS APPROACH BASED ON THE IMPROVED SIGNED DIRECTED GRAPH FOR THE POWER PLANT THERMAL SYSTEM

CAO Wen-liang, WANG Bing-shu, MA Liang-yu, ZHANG Ji, GAO Jian-qiang

(School of Control Science & Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, Hebei Province, China)

ABSTRACT: The Signed Directed Graph (SDG) deep knowledge model can be used to express the complex cause and effect relations, and has very large capacity of containing process potential information, it is a self-contained method to effectively diagnosis system failures, but many limitations restrict it applies in fault diagnosis. The shortcoming of single variable analysis in modifying node state and threshold value can be avoided by combine the Principal Component Analysis (PCA) with SDG; and the patterns that can not be distinguished are diagnosed by using the relative gain of corresponding nodes to form a qualitative and quantitative model, and then the fault can be distinguished by utilizing the maximum membership grade principle of fuzzy mathematics. The case studies show the improved SDG has better resolution.

KEY WORDS: Thermal power engineering; The improved signed directed graph; Fault diagnosis; PCA-SDG; Fuzzy-SDG

摘要: 基于符号有向图(SDG)深层知识模型能够表达复杂的因果关系,具有包容大规模潜在信息的能力,在流程系统领域是完备性较好的一种故障诊断方法。但固有的缺陷限制了它的进一步应用。该文通过采用主元统计-有向图方法,可以有效避免传统SDG在确定节点状态和阈值时的单变量统计的缺点;并对某些定性特征一样而定量值不同的故障模式,为了能有效区分,根据节点相对变化增益,在SDG上加入定量信息,并去构造隶属函数,然后由模糊数学最大隶属度原则去进一步确定故障。案例研究表明基于改进SDG方法可以进行有效的诊断。

关键词: 热能动力工程;改进符号有向图;故障诊断;主元统计-有向图;模糊有向图

1 引言

符号有向图(Signed Directed Graph, SDG)深

层知识模型能表达复杂的因果关系,具有包容大规模潜在信息的能力,目前,在流程系统领域是完备性较好的一种故障诊断方法。虽然基于SDG的方法只是定性的,但在实际的电站热力过程中,操作条件多变,动态特性复杂^[1-3],而只有变量间的定性逻辑关系保持稳定不变,因而它具有不可比拟的优势。如果和其它方法相结合发挥这一特点,克服其不足之处,将具有极大的发展前景。

本文首先从知识表示和处理的角对SDG传统方法进行了简要的分析。然后针对SDG模型在进行故障诊断时存在一些缺陷,提出了改进的途径:①针对SDG在确定节点状态和阈值时的单变量统计的缺点,结合主元统计法(Principal Component Analysis, PCA)对诊断知识处理的不完整性提出了一种改进的途径;②由于SDG方法所利用的只是系统变量的定性特征,因而对于定性特征相同的故障模式不能加以区分。本文通过结合被监测参数的定量关系去进一步提高它的诊断能力。

2 基于SDG模型的定性推理

2.1 SDG模型简介

SDG示意图见图1。在SDG的故障诊断中,将图1中的节点A、B对应部件状态变量或故障根源,在电站热力系统中,节点可以是温度、压力、流量等。首先要定义每个变量的高低阈值,当被测变量正常时,节点取0,当被测变量大于上限时,该节点取“+”,反之取“-”;其间的有向边表示节点间的因果关系,边上的符号 $\text{sgn}(A-B)$ 代表节点间影响的方向,当 $\text{sgn}(A-B)$ 取值为“+”,表明原因变量与

结果变量变化方向相同；当 $\text{sgn}(A-B)$ 取值为“-”，表明原因变量与结果变量变化方向相反。因而，这个系统的状态可以由一张有向图的节点符号组合来表示。

如果节点符号 $F(A)$ 或 $F(B)$ 出现非零状态，称该节点为有效的，表明其对应的状态变量出现异常，系统就是故障的；如果 $F(A) \text{sgn}(A-B) F(B) = +$ ，称边为一致的，一致边则反映出该边参与了故障的传播。可以认为故障只能沿着一致边传播。

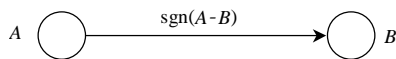


图1 SDG示意图

Fig. 1 A simple SDG model

2.2 SDG 模型建立

系统SDG可以根据系统实际工作过程数据或人对系统的知识和经验来建立，或者根据描述系统行为的数学方程来建立。根据前者建立的SDG比较直观，而且所包含的未测量节点比较少，但有可能将经验上未能预测到的系统故障行为排除在外。根据后者建立的SDG虽然比较复杂，且所包含的未测量节点比较多，但它能比较全面地反映系统的行为。

描述系统的代数方程一般可写成为^[4]

$$\frac{dx_i}{dt} = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

$$x_i(t_0) = x_i^0 \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

将以上数学模型离散化，得到

$$x_i^{m+1} = x_i^m + f_i(x_1^m, x_2^m, \dots, x_n^m)\Delta t \quad (3)$$

$$x_i(t_m) = x_i^m \quad (i=1, 2, \dots, n; m=0, 1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

建立SDG模型就是确定节点和支路状态。基于数学模型的方法实际上是完成从定量数学模型向定性SDG模型的转化，其中SDG模型中的节点对应数学模型中的变量，支路状态通过对离散化后的数学模型求偏导获得。例如节点 x_i 与节点 x_j 之间的支路状态由下式确定：

$$G_{ij} = \text{sgn}(\partial x_j / \partial x_i) \quad (5)$$

当 $\partial x_j / \partial x_i \neq 0$ 时，由 x_i 到 x_j 的分支的正负号就是 $\partial x_j / \partial x_i$ 的正负号，当 $\partial x_j / \partial x_i = 0$ 时，则说明 x_i 到 x_j 无关，即它们之间没有支路连接。

这里需要注意的是，针对同一个系统，不同的人可能会构造出不同形状的SDG，但只要该模型能够正确反应出节点状态变量的故障传播关系，并不会影响使用效果。

2.3 基于 SDG 模型的故障诊断

假设单独一个故障仅仅影响单独一个根节点，

并且这个故障不改变SDG中其它的因果路径，则这个因果链就将故障的原因与所观察到的故障征兆联系起来，如图2所示的电站除氧器系统。图3是除氧器系统的SDG模型。下面通过该系统来解释利用SDG进行故障诊断的过程。该例主要考虑了以下5种故障：阀门 V_0 卡死在关闭位置、阀门 V_1 卡死在关闭位置、 V_4 堵塞、泵电机功率 N 性能下降、给水泵出口管道 F' 流通性下降。

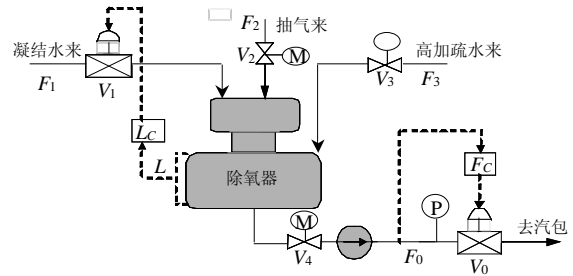
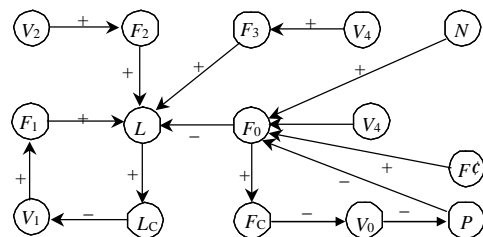


图2 电站除氧器系统简图

Fig. 2 Deaerator system of power plant



注： F_0 —泵出口流量； F_1 —凝结水来流量； F_2 —抽汽来流量； F_3 —高加疏水来流量； L —除氧器液位； V_0 —流量控制阀； V_1 —液位调节阀； V_2 —抽汽来电动阀； V_3 —高加疏水来电动阀； V_4 —给水泵入口阀； N —泵电机性能； P —给水泵出口压力； F_c —流量检测单元； L_c —液位检测单元； F' —给水泵出口管道

图3 电站除氧器系统的SDG模型

Fig. 3 SDG of deaerator system

以图2所示的除氧器为例，采用故障瞬态可测样本对以上的5种故障模式进行测试。

(1) 如观察到的症状是 $L \uparrow, L_c \downarrow, L_1 \downarrow, V_0 \downarrow, F_1 \downarrow, F_0 \downarrow, F_c \downarrow, P \uparrow$ 。这些症状表明节点 $L, L_c, V_1, V_0, F_1, F_0, F_c, P$ 的取值分别为 $+, +, -, -, -, -, -, +$ 。基于一致边路径检查，故障被唯一地确定为“阀门 V_0 卡死在关闭位置”。

(2) 如观察到的症状是 $L \downarrow, L_c \downarrow, L_1 \downarrow, F_1 \downarrow$ ，故障被唯一地确定为“阀门 V_1 卡死在关闭位置”。

(3) 但如观察到的症状是 $L \uparrow, L_c \uparrow, V_1 \downarrow, V_0 \uparrow, F_1 \downarrow, F_0 \downarrow, F_c \downarrow, P \downarrow$ ，故障被确定为“ V_4 堵塞、给水泵出口管道 F' 堵塞或 N 性能下降”。SDG诊断给出了多于一种的候选故障，即基于SDG的定性诊断方法不能唯一确定它们。

这主要是由于SDG在建立过程中只使用了定性关系，而忽视了其它更深层次的关系，同时，将系

统已知的一些定量知识简单地转化为定性知识,而舍弃了一些有用的信息。这两个方面最终都会导致诊断的分辨率不高,即除了真正的故障原因外,SDG方法会提供更多的无效的故障解释。

综上所述,基于传统SDG模型的诊断能用于电站热力系统的故障诊断,具有较强的诊断完备性和故障解释能力。但是使用这种基本形式的SDG存在一些问题和缺陷,这些缺陷包括潜在的计算时间长,推导出的规则可能出现“信息爆炸”问题,单一故障假设,节点状态难于准确确定,以及诊断分辨率不高。针对这些缺陷近年来一些学者进行了积极探索,通过将SDG写成规则的形式可以缩短使用SDG所需要的计算时间^[5],通过采用SDG分级模型可以有效解决推导出的规则可能出现的“信息爆炸”问题^[6],通过假设,随着故障个数的增加,多重故障发生的概率就会降低,SDG也已被扩展到多重故障诊断中^[7]。本文主要针对节点状态和阈值难于准确确定和诊断分辨率不高这两方面的问题进行一些探讨并提出改进方案。

3 基于改进SDG模型的定性定量诊断

3.1 基于PCA-SDG的节点状态确定

在用SDG进行故障诊断之前,对于每个测量变量都需要确定高阈值和低阈值。阈值上、下限范围过宽,节点变量在阈值上、下限以内其状态视为正常,推理“引擎”无法搜索出故障传播的路径,会导致故障诊断的灵敏度和预测性差。反之,阈值上、下限范围过窄,会导致灵敏度过高或预报过早,而实际过程还处于安全范围,即故障没有发生。另一方面,在一般的SDG中,对于过程测量值 x ,定量值转化为定性值的过程是:通过 x 与正常工作点 x' 之间的差值与某一阈值的比较,来确定相应变量在SDG中是(+)、(0)或是(-)。各个变量之间是单独进行的,相当于作了一个单变量的统计检验,所以不可避免地具有单变量统计的缺点。为此可以考虑利用PCA进行故障检测,等检测到过程发生故障以后,用SDG模型包含的过程信息来解释PCA方法产生的残差图,这样结合了两种方法的优点,可减少诊断时间,增加诊断过程自动化的程度^[2,8]。

具体地说,在基于PCA-SDG方法中,由PCA方法负责进行故障的检测,如图4,选取某一时刻的测量值 x ,运用主元模型求得其预测值 x^* ,计算残差 $\Delta x = x - x^*$ 。当发现得到的残差超过了阈值(高阈值在 $\sqrt{Q_a}/m \sim \sqrt{Q_a}$ 区间内选取,低阈值在

$-\sqrt{Q_a} \sim -\sqrt{Q_a}/m$ 内选取,其中 Q_a 为统计量的阈值,阈值的选取可以通过对过程数据进行分析之后加以确定, m 为测量变量的个数),表明过程产生异常,生成残差贡献图。然后,把在残差贡献图中贡献超过阈值且为正的变量,在对应的SDG节点上记为(+),超过阈值且为负的变量,在对应的SDG节点上记为(-),否则记为(0)。至此,就可以用SDG模型对它进行分析解释了。

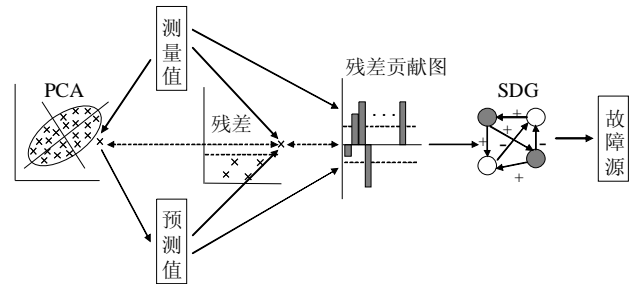


图4 基于PCA-SDG的节点阈值确定

Fig. 4 Process monitoring and diagnosis based on PCA-SDG

但由于PCA方法故障的检测和诊断局限于仅有的测量变量之中,因此,必须对SDG模型进行合理的简化,删除非测量节点,形成只包含可测点的SDG模型。简化时一般根据实际数据、仿真结果或者人的经验。找出对系统故障扩散具有支配影响的分支并予以保留,去掉那些影响较小的次要分支;从而形成测量节点间的新分支,新分支的符号为原来穿过非测量节点分支符号的乘积^[5,9-10]。

3.2 基于模糊SDG的定性定量技术

对某些定性特征一样而定量值不同的故障模式,为了能有效区分,本文利用模糊数学知识通过计算需要诊断的模式,求出各种已知故障类型模式的隶属度,即通过利用系统参数间的定性、定量信息,来确定诊断模式的故障^[11-12]。

(1) 构造隶属函数

考虑用图1所示的简单SDG表示的纯定性模型: $A \rightarrow B$; A 为影响因素, B 为被影响因素,只要模式中参数 A 和 B 的变化比率 $\Delta B/\Delta A$ 为正,那么就认为这个模式满足上述定性模型,即在SDG定性模型下,真值为1。如果用隶属函数 $m_{BA}(\Delta B/\Delta A)$ 来表示,则对于所有的 $\Delta B/\Delta A > 0$, $m_{BA} = 1$,如图5(a)所示^[11]。这样就可以构造隶属函数来表示参数间的相互影响关系。若参数 A 和 B 变化比率的数量关系是可知的,则可改变隶属函数 m_{BA} 的形状,以提供更加严格的约束。例如 $\Delta B/\Delta A$ 的值在正常值(如为10)的10%的变动范围内, $m_{BA}(\Delta B/\Delta A) = 1$,在10%~30%的变化范围内, $m_{BA}(\Delta B/\Delta A)$ 线性降低为

0, 那么其隶属函数如图 5(b)所示。

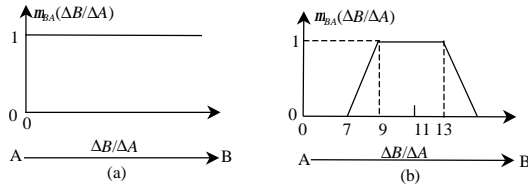


图 5 不同类型模型的隶属函数

Fig. 5 Membership function of different SDG

为计算简单, 本文引入相对变化比率 $a = (g - g^*) / g^*$ 来构造隶属函数^[12], 其中 g^* 为已知故障模式的被影响参数与影响参数的变化比率(增益), g 表示待诊断模式相应节点值变化的比率。如以图 2 中“ V_4 堵塞”, “ N 性能下降”和“ F 流通性下降”这 3 种故障为例, 构造隶属函数, 其数学表达式为

$$m(a) = \begin{cases} 0 & a > 0.32 \text{ 或 } a < -0.32 \\ 1.6 - 5a & 0.12 < a \leq 0.32 \\ 1 & -0.12 \leq a \leq 0.12 \\ 1.6 + 5a & -0.32 \leq a < -0.12 \end{cases} \quad (6)$$

另外定义从根故障节点到与其直接相连的节点的隶属函数如下^[11-12]:

$$\text{分支符号为正: } m(a) = \begin{cases} 1 & g > 0 \\ 0 & g \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

$$\text{分支符号为负: } m(a) = \begin{cases} 0 & g \geq 0 \\ 1 & g < 0 \end{cases} \quad (8)$$

在一般情况下, 隶属函数的形状取决于定量信息的准确性以及系统过程的非线性。因此在构造隶属函数时, 必须使严重程度不同的同一种故障模式对该类型故障已知模式具有较大的隶属度, 即在根据变化比率确定隶属函数时要注意变化比率的范围, 使得比率在这一范围内时, 其隶属度都比较大。另外在 SDG 的定性定量模型 (ISDG) 中, 所使用的定量信息是从起始节点通过不同途径到终端节点的净影响, 因此 ISDG 模型必须是树状结构^[11]。

(2) 诊断方法

应用 ISDG 的诊断方法是先计算被诊断模式对各种已知故障模式的隶属度, 然后再根据最大隶属度原则来确定该模式的故障类型。具体步骤如下:

1) 根据 ISDG 模型给出计算被诊断模式对每个已知故障类型的模式隶属度公式为

$$m_i = \min[m(a_{i1}), m(a_{i2}), \dots, m(a_{iJ})] \quad (9)$$

式中 i 为已知故障模式 ($i=1, 2, \dots, n$), j 为该模式的分支 ($j=1, 2, \dots, J$), a_{ij} 为第 i 种故障类型模式的 ISDG 模型中对应分支 j 的相对变化比率。

2) 根据测量值计算出节点所对应参数的变化值, 确定 a_{ij} , 然后算出 m_i ($i=1, 2, \dots, n$), 并取最大的 m_i 所对应的故障类型 i 为诊断结果。

3.3 案例研究

以图 2 中“ V_4 堵塞”、“ N 性能下降”和“ F 流通性下降”这 3 种故障为例, 假定故障模式 V_4 关小 10%、 N 性能下降 10%、 F 流通性下降 10% 分别被记为 M_1 、 M_2 和 M_3 , 其相应的故障仿真参数值如表 1 所示 (正常值为 100%)。

表 1 故障仿真结果

Tab. 1 Fault simulating parameters

测量参数		F_0	L	L_c	V_1
故障模式	M_1	0.910	1.096	1.105	0.895
	M_2	0.946	1.053	1.065	0.945
	M_3	0.952	1.033	1.042	0.955

测量参数		F_0	F_c	V_0	P
故障模式	M_1	0.882	0.915	1.122	0.903
	M_2	0.932	0.955	1.073	0.931
	M_3	0.943	0.963	1.050	0.953

首先化简图 3 得到对应这 3 种故障的子 SDG, 并将其变为树状结构, 然后利用仿真故障参数计算各个分支被影响因素和影响因素的变化比率, 最后根据仿真故障数据, 分别计算增益, 例如在“ M_1 ”的树状子 SDG 上:

$$\Delta L \Delta F_0 = 1.07, \Delta L_c \Delta L = 1.09, \Delta V_1 \Delta L_c = 1.0, \Delta F_1 \Delta V_1 = 1.12, \Delta F_c \Delta F_0 = 0.72, \Delta V_0 \Delta F_c = 1.43, \Delta P \Delta V_0 = 0.80.$$

将其标注在 SDG 图上, 替代原先分支上的符号, 形成 ISDG 模型 (如图 6), 采用同样方法可得到图 7 和图 8。

从图中可以看出, 这 3 种故障分支间被影响因素和影响因素变化的比率是不一样的, 纯定性模型

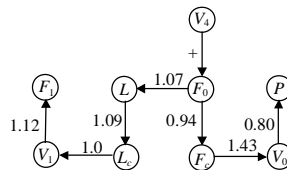


图 6 M_1 的定性定量模型
Fig. 6 ISDG model of M_1

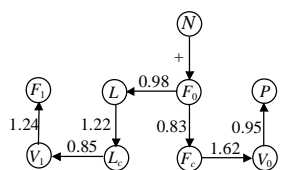


图 7 M_2 的定性定量模型
Fig. 7 ISDG model of M_2

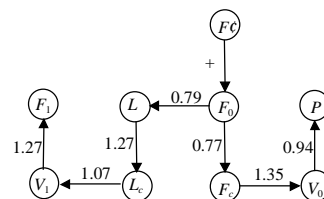


图 8 M_3 的定性定量模型
Fig. 8 ISDG model of M_3

无法区分这3种故障,然而可以在增加定量信息的基础上,通过计算和比较被诊断模式对这3种故障模式的隶属度来确定该模式对哪一种故障模式更加接近,由此判定该模式的故障^[12]。

根据式(9)计算结果见表2,从表中可看出,这3种故障模式对与其故障类型相同的已知模式的隶属度最大,其值为1.0,而对与其故障类型不相同的模式隶属度较小,另外,还用 V_4 减小15%, N 性能下降20%, F_c 流通性下降25%的3种故障情况的仿真计算值对此方法进行测试,同样可以算出这些故障模式对与其故障类型相同的已知模式的隶属度最大。因此通过计算隶属度,对这3种故障模式得到了有效的区分,因而诊断是成功的。

表2 仿真故障模式对已知故障模式隶属度表
Tab. 2 The membership grade to the given faults

已知故障模式	M_1	M_2	M_3
仿真故障模式			
M_1	1.00	0.72	0.00
M_2	0.66	1.00	0.46
M_3	0.29	0.31	1.00

需要特别指出的,一是本文基于仿真结果建立了故障样本,因而,该故障样本具有理想化和受故障仿真模型正确性的限制等问题。二是所举例子是故障逻辑很清楚的系统,不用复杂的分析,就可以清晰判断故障情况,其目的旨在说明该方法的可行性和实用性。

4 结论

(1)基于SDG定性模型的诊断不仅能用于电站热力系统的故障诊断,而且具有较强的诊断完备性和故障解释能力,但故障分辨率尚待提高。

(2)通过采用PCA-SDG方法,可以有效地避免传统SDG在确定节点状态和阈值时的单变量统计的缺点。并可减少诊断时间,增加诊断过程自动化的程度。

(3)在SDG模型的基础上,并入一定的定量信息,形成ISDG模型,根据模型中被影响因素和影响因素的比率以及所构造的隶属函数来计算被诊断模式对已知故障模式的隶属度,再根据模糊数学的最大隶属度原则来判定被诊断模式的故障。案例研究表明基于SDG改进方法可以进行有效的诊断。

致 谢

本文承华北电力大学博士学位教师科研基金(20041209)资助,特此致谢!

参考文献

- [1] 马良玉,王兵树,佟振声,等.对分式凝汽器故障诊断的模糊模式识别及神经网络方法[J].中国电机工程学报,2001,21(8):68-73. Ma Liangyu, Wang Bingshu, Tong Zhensheng *et al.* Fuzzy pattern recognition and artificial neural network used for fault diagnosis of the double-channel condenser[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(8): 68-73.
- [2] 黄孝彬,牛玉广,刘吉臻,等.基于模糊动态模型的传感器故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2003,23(3):183-187. Huang Xiaobin, Niu Yuguang, Liu Jizhen *et al.* Fault diagnosis for sensors based on fuzzy dynamic model[J]. Proceedings of the CSEE, 2003, 23(3): 183-187.
- [3] 史进渊,杨宇,孙庆,等.大型汽轮发电机故障特征规律的研究[J].中国电机工程学报,2000,20(7):183-187. Shi Jinyuan, Yang Yu, Sun Qing *et al.* Study on fault characteristics law for large capacity turbogenerators[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(7): 44-47.
- [4] Tarifa E E, Scenna N J. Methodology for fault diagnosis in large chemical processes and an application to a multistage flash desalination process: Part I[J]. Reliability Engineering & System Safety. 1998, 60: 29-40.
- [5] Kramer M A, Palowitch J B L. A rule-based approach to fault diagnosis using the signed directed graph [J]. AIChE J, 1987, 33 (7): 1067-1078.
- [6] 夏涛,张贝克,吴重光.石油化工SDG故障诊断仿真试验系统[J].系统仿真学报,2003,15(10):1377-1380. Xia Tao, Zhang Beike, Wu Chongguang. SDG fault diagnosis simulation system for petrochemical process [J]. Journal of System Simulation, 2003, 15(10): 1377-1380.
- [7] Vedam H, Venkatasubramanian V. Signed digraph based multiple fault diagnosis[J]. Computer & Chemical Engineering, 1997, 21 (suppl.): 655-660.
- [8] Vedam H, Venkatasubramanian V. PCA-SDG based process monitoring and fault diagnosis [J]. Control Engineering Practice. 1999, 7: 903-917.
- [9] Tarifa E E, Scenna N J. Fault diagnosis direct graphs and fuzzy[J]. Computer & Chemical Engineering. 1997, 21(suppl.): 649-654.
- [10] Tarifa E E, Scenna N J. Methodology for fault diagnosis in large chemical processes and an application to a multistage flash desalination process: Part II[J]. Reliability Engineering & System Safety. 1998, 60: 41-51.
- [11] Cheng-Ching Yu, Chyuan Lee. Fault diagnosis based on qualitative/quantitative process knowledge[J]. AIChE J, 1991, 37(4): 617-628.
- [12] 黄卫东,王克昌.基于定性和定量关系的液体火箭发动机故障诊断[J].航空动力学报,1996,11(3):281-284. Huang Weidong, Wang Kechang. Liquid rocket engine fault diagnosis based on the qualitative and quantitative knowledge[J]. Journal of Aerospace Power, 1996, 11(3): 281-284.

收稿日期:2005-08-02。

作者简介:

曹文亮(1977-),男,汉,博士研究生,主要研究方向为电站机组仿真技术和系统耦合诊断策略;

王兵树(1950-),男,汉,教授,博士生导师,主要研究方向为电站机组仿真技术和大电机调速技术。