

# 基于符号有向图节点定量化模型的故障诊断方法

曹文亮<sup>1</sup>, 王兵树<sup>1</sup>, 马进<sup>1</sup>, 马良玉<sup>1</sup>, 辛宇峰<sup>2</sup>

(1.华北电力大学自动化系 河北省保定市 071003; 2.阳城国际发电有限责任公司 山西省晋城市 048102)

## Research on Fault Diagnosis Approach Using Quantitative Knowledge of the Node of Signed Directed Graph

CAO Wen-liang<sup>1</sup>, WANG Bing-shu<sup>1</sup>, MA Jin<sup>1</sup>, MA Liang-yu<sup>1</sup>, XIN Yu-feng<sup>2</sup>

(1. School of Control Science & Engineering, North China Electric Power University, Baoding 071003, Hebei Province, China; 2. Yangcheng International Power Generating Company, Jincheng 048102, Shanxi Province, China)

**ABSTRACT:** Based on the postulation of the condition of a node should not be worst than those of its descendent nodes in signed directed graph (SDG) model of power plant thermal process, this paper studies a hybrid intelligent fault diagnosis method that integrates SDG, principal component analysis (PCA) and genetic algorithm together, to search the possible fault propagation paths. First, the cause-effect relation between nodes is described by combining the quantitative knowledge, to form the qualitative and quantitative model (QSDG), and the PCA that can monitor the correlation among different variables is used to handle uncertainty in the system, and then the genetic algorithm is used to deal with the disturbance of unmeasured nodes and shorten the calculating time. The case studies show the QSDG has better resolution in fault diagnosis.

**KEY WORDS:** signed directed graph; qualitative and quantitative model; signed directed graph; genetic algorithm; fault diagnosis

**摘要:** 基于系统衍生节点的状态不可能比要对它施加影响节点状态差这一假定, 该文研究了一种将 SDG 定性定量模型、主元统计法 (PCA) 和遗传算法相结合的电站热力系统智能故障诊断方法。通过用 SDG 构造系统模型, 并结合节点的定量信息对节点之间的因果联系进行描述, 形成 SDG 节点定量化模型; 用 PCA 监控不同的变量, 并考虑变量间的相关关系, 有效地解决了确定节点故障发生的可能性大小的问题; 用遗传算法对故障传播路径进行搜索, 可以有效处理 SDG 定性模型中不可测节点干扰、计算量大和规则组合爆炸等问题。案例研究表明, 该方法具有较强的故障诊断能力。

**关键词:** 符号有向图; 定性定量模型; 主元统计; 遗传算法; 故障诊断

## 0 引言

在诸如核反应堆、航空、火电站等需要严格安全和可靠性的大型工程系统中, 故障诊断是操作控制中必不可少的一部分。具备故障诊断功能的控制系统能够检测早期故障并防止故障的进一步传播, 这意味着增加系统的可用性, 可靠性和安全性, 并减少维护费用和停工期。一般当系统中出现故障时, 指示为异常的部件很可能并不是故障源。也就是说, 工厂里的异常状态通常并非一定是在发生故障的设备处被检测出来, 因而一个诊断系统对故障源的定位能力就显得相当重要。

由于符号有向图 (signed directed graph, SDG) 的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, 因此用有向图将故障传播模型化, 特别适合于具有根部原因及多重因果关系问题的诊断<sup>[1-2]</sup>。本文通过结合节点的定量信息来描述系统部件之间的因果联系, 研究了一种 SDG 节点定量化模型 (QSDG), 通过用主元统计法<sup>[3-5]</sup> (Principal Component Analysis, PCA) 来解决有向图模型中的不确定性问题, 用遗传算法对可能的故障传播路径进行搜索, 该方法可以处理系统的不可测量节点, 并能够准确快速地搜索出可能的故障传播路径<sup>[5-7]</sup>。

## 1 SDG 定性模型

有向图是由节点集合及顶点间的关系集合组成的一种结构

$$G = (V, E) \quad (1)$$

其中： $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ 是节点的有穷非空集合； $E = \{e_{ij}\}$ （其中 $i \neq j$ ）是节点之间关系的有穷集合，也叫边或支路集合。

通过结合定性或定量信息，可以得到各种类型的改进有向图，其中SDG是一种比较典型的有向图，在SDG中，节点可以表示状态变量、操作部件或一个事件。节点的状态函数值 $\in(0, +, -)$ ，某个节点取“+”值表示该物理变量超过了上限，取“-”表示低于下限，取“0”表示变量正常。上、下限的取值称为阈值。支路的状态函数值 $\in(+, -)$ ，当取值为“+”，表明原因变量与结果变量变化方向相同；当取值为“-”，表明变化方向相反。因而，这个系统可由一张有向图的节点符号组合来表示。

对SDG模型定义为<sup>[8-10]</sup>

$$G = (V, E, x, D) \quad (2)$$

其中：节点 $V$ 代表系统故障根源；支路 $E$ 表示节点间的因果影响关系； $x$ 表示正影响和负影响； $D$ 表示节点的状态。在SDG中，故障只能通过一致边传播，所谓“一致边”就是原因节点的符号乘以支路的符号再乘以结果节点的符号结果为正。

系统SDG可以根据系统实际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能比较全面地反映系统的行为，但比较复杂，所包含的未测量节点比较多，需要花费一定的力气去简化。描述系统行为的微分方程<sup>[11]</sup>为

$$dv_i/dt = f_i(v_1, v_2, \dots, v_n) \quad (3)$$

当 $\partial f_i/\partial v_j \neq 0$ 时，由节点 $v_j$ 到节点 $v_i$ 的分支符号就是 $\partial f_i/\partial v_j$ 的符号，如果符号随时间而改变，则分支的正、负号都要考虑。

描述系统行为的线性代数方程可表示为<sup>[11]</sup>

$$v_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} v_j \quad (4)$$

则由节点 $v_j$ 到节点 $v_i$ 的分支的符号就是 $a_{ij}$ 的符号，且符号不随时间改变。

图1为电站除氧器系统简图，图2是除氧器系统的SDG模型，其节点说明如表1所示<sup>[1]</sup>。

对于一个复杂的电站热力过程而言，大部分节点的状态都存在着模糊性。如压力波动严重，泵温升高略有升高等。传统SDG定性方法，由于SDG在提取系统故障特征时，将节点的量化空间简单地划分为高、正常和低3个区间，而不使用具体的数量关系，

这使得：① SDG的节点只有3种状态，不能很好地反映实际热力生产过程；②对于某些不可测的节点，文献[1,11-12]均采用直接去除无法测量的节点，然后按支路符号组合成只由可测节点组成的SDG图。但这有可能将潜在故障源删除；③文献[1,8,13]通过在SDG的支路中加入定量信息，构造支路量化模型（ISDG），极大地改善了故障分辨能力，但对于复杂的生产过程，这种基于规则的SDG故障诊断方法可能存在计算量大和组合爆炸等问题。为此本文通过建立SDG节点量化模型来解决。

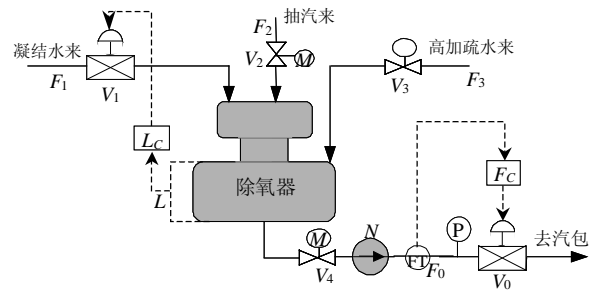


图1 电站除氧器系统简图

Fig. 1 Deaerator system of power plant

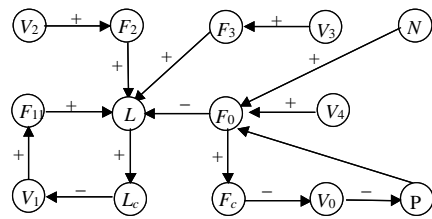


图2 电站除氧器系统简图的SDG模型

Fig. 2 SDG of deaerator system

表1 节点说明

Tab. 1 Illumination of nodes

节点	名称	是否可测	节点	名称	是否可测
$F_0$	泵出口流量	可测	$V_1$	液位调节阀	可测
$F_1$	凝结水来流量	可测	$V_2$	抽汽电动阀	不可测
$F_2$	抽汽来流量	不可测	$V_3$	高加疏水电动阀	不可测
$F_3$	高加疏水流量	不可测	$V_4$	给水泵入口阀	不可测
$L$	除氧器液位	可测	$N$	泵电机性能	不可测
$V_0$	流量控制阀	可测	$P$	给水泵出口压力	可测
$L_c$	液位检测单元	可测	$F_c$	流量检测单元	可测

## 2 SDG节点量化模型（QSDG）

由于SDG定性模型在预测故障传播途径时的不确定性，存在故障传播的多种解释，因此为了能有效区分，本文采取在SDG中加入系统节点间的定量信息来构造节点量化模型（QSDG）<sup>[6-7]</sup>。

QSDG模型仍是一种SDG，它可以表示为

$$G = (V, E, P, f) \quad (5)$$

其中：节点 $V$ 仍代表系统状态变量或故障根源；支路 $E$ 表示节点间的因果影响关系； $P$ 表示故障发生的可能性； $f$ 表示节点的隶属函数。与传统SDG定性

模型相比：①其中每个节点都包含一个故障发生的可能性，即用节点发生故障的可能性大小代替原 SDG 中节点的符号；②节点之间的有向支路表示当某一节点出现问题时需要进行搜索的路径方向，而实际系统中节点对节点的影响作用则按照箭头的反方向进行<sup>[6]</sup>。如在图2中，若在节点  $L$  处发现了故障征兆，根据上述定义给出了一个 QSDG，如图3。

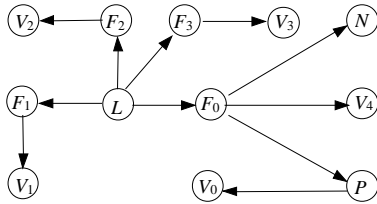


图 3 除氧器系统的一个 QSDG 模型

Fig. 3 QSDG model of deaerator system

基于 SDG 定性模型和 ISDG 模型的诊断规则相类似，在 SDG 的定性模型中，通过确定规则条件的真值来诊断故障。在 ISDG 模型中，利用模糊数学知识，通过构造隶属函数和最大隶属度原则去确定诊断模式的故障<sup>[1-8]</sup>。

而在节点量化模型 (QSDG) 中，制定一致边规则为<sup>[6-7]</sup>：假定系统衍生节点的状态不可能比对它施加影响节点状态差，也就是说，在 QSDG 模型中当路径中子辈节点发生故障的可能性大于或等于其父辈节点发生故障的可能性时，沿着这条路径搜索下去；反之，则放弃对这条路径的搜索。

如在图 3 的 QSDG 模型中，如果节点  $L$ 、 $F_0$  发生故障的可能性分别为 0.6 和 0.7，满足一致边规则，则可以沿着这条路径搜索下去，直到找到故障源。

### 3 基于 QSDG 模型的故障诊断

#### 3.1 基于 PCA 的故障可能性值的确定

在实际应用中，对于系统的可测节点来说，其节点的状态与实际状态距期望状态和期望的最大偏移值有关<sup>[6]</sup>。

$$\text{标准化后的偏移值} = \frac{\text{实际状态} - \text{期望状态}}{\text{期望的最大偏移值}} \quad (6)$$

在文献[6]中期望状态和预期的最大偏移是通过有关系统部件的先验知识得到的。但这种方法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。为此本文提出用 PCA 方法来确定节点发生故障的可能性大小。

PCA 是一种多变量统计技术，它能监控不同的变量，并考虑变量间的相关关系，利用正常工况

下的历史数据建模，当变量间具有很强的相关性时，主元空间利用维数很少的几个变量就可以描述过程变量的大部分变化信息<sup>[3-4]</sup>。

如图 4 所示，利用 PCA 方法确定故障可能性大小的基本思想是：首先对原始数据矩阵标准化，利用 PCA 方法，建立主元模型；并运用过程的实时测量数据与主元模型求得的预测值，生成残差贡献图。把主元模型求得的预测值对应式 (6) 中的期望状态，并通过测量数据中各变量变化对主元模型的残差贡献率进行分析，把经标准化后的残差贡献图中的最大贡献对应式 (6) 中的期望的最大偏移值，进而求得实际状态的标准化偏移值；然后通过构造隶属函数计算出节点状态的隶属度；最后根据可能性理论，用节点隶属度和可能性分布函数来判断这个节点发生故障的可能性。

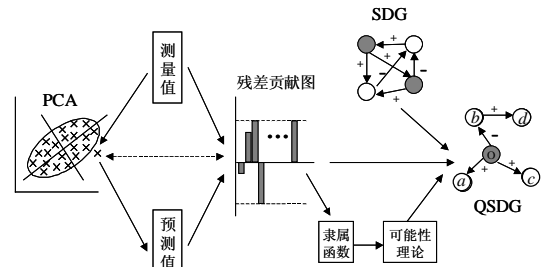


图 4 基于 PCA 的故障可能性值的确定

Fig. 4 The determination of faulty node possibility based on PCA

(1) 基于 PCA 的标准化偏移值的确定<sup>[3,5]</sup>。

首先，为了消除由于不同量纲所造成的虚假变异影响，对数据矩阵  $X \in R^{n \times m}$  (其中  $n$  为测量采样次数， $m$  为测量变量个数) 进行标准化处理，得到归一化处理的数据矩阵  $\bar{X}$  (均值为 0，方差为 1)：

$$\bar{X} = [X - I_n^T B] D_S^{-\frac{1}{2}} \quad (7)$$

其中： $I_n$  是  $n$  维行向量； $B = [b_1, b_2, \dots, b_m]$  为均值向量； $D_S = \text{diag}(s_1^2, s_2^2, \dots, s_m^2)$  为方差矩阵。

其次，建立主元模型

$$\bar{X} = \bar{X} + E = T_A T_A^T + T_e P_e^T \quad (8)$$

其中： $\bar{X}$  为  $\bar{X}$  的估计值； $E$  为残差矩阵； $T_A$  为主元得分矩阵； $P_A$  为主元负荷矩阵； $T_e$  为残差得分矩阵； $P_e$  为残差负荷矩阵。

最后，建立残差贡献图

在建立主元模型后，设新的测量样本  $x_{new}$ ，经标准化后得  $\bar{x}_{new}$ ，则残差向量为

$$e_{new} = \bar{x}_{new} - \hat{\bar{x}}_{new} = \bar{x}_{new} (I - P_A P_A^T) \quad (9)$$

其中： $I$ 为单位矩阵； $\bar{x}_{new}$ 为 $\bar{x}_{new}$ 通过主元模型求得的预测值。

(2) 节点的隶属函数。

依据 Zadeh 的模糊理论，节点的状态  $U$  可以用其偏离正常状态的严重程度表示

$$U = m_1/1 + m_2/2 + m_3/3 + m_4/4 + m_5/5 \quad (10)$$

其中：1 表示“很小偏离或正常”；2 表示“较小偏离”；3 表示“中度偏离”；4 表示“较大偏离”；5 表示“很大偏离”。其中  $m_1$ 、 $m_2$ 、 $m_3$ 、 $m_4$  和  $m_5$  表示了与状态偏离程度相关的隶属度。

隶属函数采用下式所示的高斯函数：

$$f(x) = e^{-(x^* - a)^2 / 2s^2} \quad (11)$$

其中： $x^*$ 为根据 PCA 方法计算得到的标准化偏移值； $s$  和  $a$  为参数，可由专家根据具体情况选定，在文中对应于  $U$  中的 5 个状态，如  $(s, a)$  分别选择为：(0.2,0)，(0.2,0.3)，(0.2,0.5)，(0.2,0.7)，(0.2,1)，把代入到这 5 个隶属函数之中计算得到的值即为系统节点状态在  $U$  中的隶属度。

(3) 节点发生故障的可能性。

模糊集理论的数学概念为可能性理论提供了一个基本原则或原理<sup>[14]</sup>。在得到可测节点状态的隶属度后，为了使实际系统节点的状态能更好地满足上文假定的一致边规则，文献[6]定义了一个测定节点发生故障可能性的标准

$$P = \sup_{u \in U} \{m_i \wedge p_x\} \quad (12)$$

其中： $m_i$  为节点的隶属度； $p_x$  为可能性分布函数，可根据具体系统的实际情况选定； $\sup$  为上确界运算； $\wedge$  为取小运算。

### 3.2 基于遗传算法的 QSDG 诊断

在实际应用过程中，为了消除不可测节点的干扰和计算量大等问题，采用遗传算法来对可能的故障传播路径进行搜索。遗传算法把一个复杂问题参数构成遗传基因来进行遗传运算，这些基因按照一定的编码方式联系在一起而构成染色体，这样，一个染色体就代表了问题的一种可能解决方法。通过遗传运算可能得到一个最优的或接近于最优的问题解决方法。具体步骤如下<sup>[7,15-16]</sup>：

(1) 基因编码：染色体的每个基因对应于系统中的每个节点，由于节点发生故障的可能性大小都在[0,1]之间的浮点数，因此不是用传统的二进制进行编码而是用浮点数进行编码。

(2) 初始模型群体的产生：在初始化时，对于

可测节点发生故障的可能性大小可以根据前面方法计算得到，在遗传运算时这些值是固定不变的；而对应于不可测节点的值是随机产生的，遗传运算也就是针对这些节点来进行的。其染色体的编码方式如表 2 所示，其中节点 0 到  $k-m-1$  之间的所有节点均为可测节点，其它节点为不可测节点，且按照遗传算法的运算不断地发生变化。

表 2 染色体的基因编码图

Tab. 2 Data structure of chromosomes

节点 0	...	节点 $k-m-1$	节点 $k-m$	...	节点 $k$
固定值	固定值	固定值	随机值	随机值	随机值

(3) 染色体适应度评价函数。

设染色体的适应度评价函数为

$$F = \sum_{i=1}^k f_e(i) \quad \text{且} \quad f_e(i) = \begin{cases} 0 & i \in [0, k] \\ 1 & \end{cases} \quad (13)$$

其中： $f_e(i)$  为染色体中基因的适应度评价函数，当该基因满足一致边规则时， $f_e(i) = 1$ ；不满足一致边规则时， $f_e(i) = 0$ ； $k$  为染色体中的节点的个数。

(4) QSDG 模型和遗传算法结合诊断。

用遗传算子对染色体进行遗传运算，算子的选择建立在适应度评估的基础上，适应度越大的个体，被选择的可能性越大；交叉算子是按照一定的概率  $P_c$  (交叉概率) 在配对库中随机选取两个个体进行的； $P_c$  在 0.6~0.9 之间。变异算子以很小的概率  $P_m$  (变异概率) 随机改变群体中个体的某些基因值，变异概率  $P_m$  在 0.01~0.5 之间选取。如以图 3 的 QSDG 模型为研究对象，表 3 所示的染色体 A 和 B 为其在遗传运算过程中的染色体的运算过程。

表 3 对应于除氧器系统 QSDG 的染色体

Tab. 3 Chromosomes of QSDG of deaerator system

节点	$F_0$	$F_1$	$P$	$L$	$V_0$	$V_1$	$F_2$	$F_3$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$N$
A	0.7	0.1	0.2	0.6	0.8	0.3	0.056	0.286	0.228	0.231	0.501	0.921
							↕	交叉和变异 ...			↕	变异
节点	$F_0$	$F_1$	$P$	$L$	$V_0$	$V_1$	$F_2$	$F_3$	$V_2$	$V_3$	$V_4$	$N$
B	0.7	0.1	0.2	0.6	0.8	0.3	0.024	0.000	0.035	0.011	0.883	0.891

在遗传运算过程中，当达到了规定的平均适应度或迭代次数时就可以停止运算，然后按照一致边规则，对染色体解码，得到所要搜索的路径<sup>[6]</sup>。如以表 3 中的染色体 B 为例给出解码方法：从表中看出染色体基因  $F_0$ 、 $F_1$ 、 $L$ 、 $V_0$ 、 $V_1$ 、 $P$  的值为根据系统状态事先计算得到的，而其它基因  $F_2$ 、 $F_3$ 、 $V_2$ 、 $V_3$ 、 $V_4$ 、 $N$  的值则是随机产生的浮点数。该图中满足规则的路径有  $L-F_0-V_4$ ， $L-F_0-N$ ，而其它路径中的节点则没有满足一致边规则，因此对该染色体

进行解码也就找到了这两条路径。

## 4 案例分析

以图3的QSDG模型为研究对象,从中可以看出共有6条路径,如 $L-F_3-V_3$ ,  $L-F_0-P-V_0$ 等。本文在进行计算时,设定群体中染色体的个数 $N=200$ ,  $P_c=0.8$ ,  $P_m=0.2$ ,迭代次数 $n=200$ 。

在经过遗传运算之后,对所有染色体进行解码得到的结果如表4所示,表中给出了搜索到的路径及每条路径出现次数的百分比。

表4 搜索的路径及其出现频率

Tab. 4 Propagation paths versus the percentage occurrence

搜索路径	$L-F_0-V_4$	$L-F_0-N$	$L-F_2-V_2$	$L-F_3-V_3$
出现频率	45.5%	42.7%	6.3%	5.5%

从表4中可以看到,共搜索到4条路径,路径 $L-F_0-V_4$ ,指明当阀门 $V_4$ 堵塞,进而表现流量 $F_0$ 减小,除氧器液位 $L$ 不正常;路径 $L-F_0-N$ 则表明有可能是泵性能下降导致液位不正常;路径 $L-F_2-V_2$ 和 $L-F_3-V_3$ 表明有可能是阀门 $V_2$ 和 $V_3$ 堵塞,导致液位 $L$ 不正常;从表4中,可以初步推测故障源可能为阀门 $V_4$ 堵塞或泵性能下降。这里值得注意的是,在可测节点较多的情况下,该方法能够比较精确地对故障进行定位。但是在不可测节点较多时,该方法可能会导致诊断的分辨率不高,因此为了进一步确定故障所发生的根本位置,维修人员可以根据搜索结果来添加一些必要的信息重新进行遗传运算<sup>[7]</sup>。

## 5 结论

(1)通过构造QSDG模型,比传统的SDG定性模型,能更确切地表达系统节点的实际状态。

(2)用PCA来解决QSDG模型中节点故障发生的可能性问题,有效地克服了文献[6]在解决该问题时的单变量统计的缺陷。

(3)用遗传算法对可能的故障传播路径进行搜索,可以克服SDG和ISDG故障诊断中不可测节点的干扰、规则组合爆炸和计算量大等问题。

### 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] 曹文亮,王兵树,马良玉,等.基于改进SDG模型的电站热力系统故障诊断研究[J].中国电机工程学报,2005,25(23):124-128.  
Cao Wenliang, Wang Bingshu, Ma Liangyu, et al. Research on fault

- diagnosis approach based on the improved signed directed for power plant thermal system[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(23): 124-128(in Chinese)
- [2] 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):44-47.  
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(in Chinese).
- [3] 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(in Chinese).
- [4] H Vedam, V Venkatasubramanian. PCA-SDG based process monitoring and fault diagnosis[J]. Control Engineering Practice, 1999(7): 903-917.
- [5] 张小桃,倪维斗,李政,等.基于主元分析与现场数据的过热汽温动态建模研究[J].中国电机工程学报,2005,25(5):131-135.  
Zhang Xiaotao, Ni Weidou, Li Zheng, et al. Dynamic modeling study of superheater steam temperature based on principal component analysis method and online data [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(5): 131-135(in Chinese).
- [6] L P Khoo, C L Ang, J Zhang. A fuzzy-based genetic approach to the diagnosis of manufacturing systems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2000(13): 303-310
- [7] 贾海鹏,杨军,张延生.基于模糊理论和遗传算法的导弹故障诊断方法研究[J].计算机工程与应用,2004,40(9):212-215.  
Jia Haipeng, Yang Jun, Zhang Yansheng. Research on missile fault diagnosis method based on fuzzy sets and genetic algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2004, 40(9): 212-215(in Chinese).
- [8] Cheng-Ching Yu, Chyuan Lee. Fault diagnosis based on qualitative/quantitative process knowledge[J]. AIChE J, 1991, 37(4): 617-628.
- [9] H Vedam, V Venkatasubramanian. Signed digraph based multiple fault diagnosis[J]. Computer & Chemical Engineering, 1997, 21(suppl.): 655-660.
- [10] Zhang Beike, Wu Chongguang. Novel qualitative simulation technology based on SDG for hazard analysis[J]. Journal of System Simulation, 2005, 17(6): 1339-1342.
- [11] Chang C C, Yu C C. On-line fault diagnosis using the signed directed graph [J]. Ind. Eng. Chem. Res, 1990, 29(7): 1290-1299.
- [12] 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.
- [13] Tarifa E E, Scenna N J. Fault diagnosis, direct graphs, and fuzzy[J]. Computer & Chemical Engineering, 1997, 21(suppl.): 649-654.
- [14] Dubois D, Prade H. Possibility theory and approach to computerized processing of uncertainty [M]. Plenum Press, New York, USA, 1988.
- [15] 陈长征,刘强.概率因果网络在汽轮机故障诊断中的应用[J].中国电机工程学报,2001,21(3):78-81.  
Chen Changzheng, Liu Qiang. Applications of probabilistic causal network in fault diagnosis of turbine machinery [J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(3): 78-81(in Chinese).
- [16] 张建华,侯国莲,张巍,等.一种基于模糊规则和遗传算法的凝汽器故障诊断方法的研究[J].中国电机工程学报,2004,24(4):205-209.  
Zhang Jianhua, Hou Guolian, Zhang Wei, et al. A Research on fuzzy rules and genetic algorithm based method for a condenser fault diagnosis [J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(4): 205-209(in Chinese).

收稿日期:2005-11-15。

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, [hbhdwcl@163.com](mailto:hbhdwcl@163.com)。

(编辑 贾瑞君)