

基于模糊分层SDG模型的故障推理方法^①

杨恒占^{1,2}, 张可¹, 钱富才^{2,3}

¹(西安工业大学 电子信息工程学院, 西安 710021)

²(西安理工大学 自动化与信息工程学院, 西安 710048)

³(西安卫星测控中心 航天器在轨故障诊断与维修重点实验室, 西安 710043)

摘要: 针对传统SDG模型诊断方法存在的诊断分辨率低、速度慢、效率低等不足, 提出了一种基于模糊分层SDG模型的故障推理方法。首先建立系统的SDG模型, 并进行分层; 再利用模糊变量表示节点变量, 用条件概率表表达节点间的定性因果关系; 最后利用贝叶斯推理和回溯搜索找出故障源候选集, 并对候选解进行排序。应用提出的方法, 进行了某型号航空发动机燃油调节系统故障诊断, 结果表明该方法能够提高诊断的分辨率和效率, 诊断结果准确而且完备。

关键词: 故障诊断; SDG模型; 贝叶斯推理; 模糊分层

Fault Reasoning Method Based on Fuzzy Hierarchical SDG Model

YANG Heng-Zhan^{1,2}, ZHANG Ke¹, QIAN Fu-Cai^{2,3}

¹(School of Electronic and Information Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

²(School of Automation and Information Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

³(Key Laboratory of Spacecraft In-orbit Fault Diagnosis and Repair, Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China)

Abstract: Aiming at the shortcomings of traditional SDG model diagnostic, such as low resolution, slow speed and low efficiency, this paper proposes a fault reasoning method based on fuzzy hierarchical SDG model. Firstly, build system's SDG model, and then layer. Using fuzzy variable to represent node variables, we express qualitative causal relationship by conditional probability table between nodes. Finally we use Bayesian inference and backtracking search to find out fault source candidates, and sort candidate solutions. By using the proposed method, the fault diagnosis of certain type aircraft engine fuel control system is carried out, and the results show that the method can improve the resolution and efficiency of diagnosis, the diagnosis results are accurate and complete.

Key words: fault diagnosis; SDG model; Bayesian inference; the fuzzy hierarchical

故障诊断是当前工业、军事等领域日益重要的一个研究内容。随着系统复杂程度的越来越高, 以及自动化程度的快速发展, 系统故障率也随之升高。利用先进的故障诊断技术对系统进行诊断, 不仅可以有效排除系统故障, 而且可以防止重大事故的发生, 避免人员伤亡及经济损失。目前故障诊断包括定性、半定量和定量三种模型。定性模型属于基于深层知识的方法, 具有能够识别某未知故障、克服知识获取瓶颈等独有的优点, 是复杂系统故障诊断较为的理想方法,

基于SDG(Signed Directed Graph, SDG)模型的故障诊断就是一种深层知识的故障诊断方法^[1]。

SDG模型由Shiozaki等人提出, 它反应了复杂系统变量之间的内在因果关系及影响, 具有良好的自解释性和完备性, 应用于工业领域安全评估和故障诊断中, 取得了巨大的进展^[2,3]。在国内, 基于SDG模型的故障诊断方法也得到了一定的研究。例如, 龙兵等提出的采用多信号模型进行故障诊断方法^[4,5]; 安若铭等利用结构抽象法建立基于功能单元的分层诊断技术^[6,7]。

① 基金项目: 航天器在轨故障诊断与维修实验室开放课题(SDML_OF2015004); 陕西省国际科技合作重点项目(2015KW-024)

收稿时间: 2016-04-06; 收到修改稿时间: 2016-05-16 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005523]

但应用 SDG 模型进行故障源推理时, 容易出现“组合爆炸”现象, 产生多义性, 严重影响了诊断结果的分辨率和效率^[8,9]. 因此, 如何解决传统 SDG 模型诊断方法存在的这些问题, 是目前相关研究的一个热点^[10,11].

本文在现有 SDG 模型故障诊断方法基础上, 将模糊理论和分层思想引入 SDG 模型中, 形成模糊分层 SDG 模型. 模糊量的引入使故障诊断的分辨率提高, 分层思想的引入使故障源搜索空间缩小, 诊断效率提高. 应用该方法能够解决 SDG 模型的诊断过程中出现的故障分辨率低、搜索空间大、效率低等诊断问题, 为检修人员提供准确检修信息. 最后通过某航空发动机燃油调节系统的故障诊断实例验证了所提出方法的有效性.

1 系统建模

模糊分层 SDG 模型建模思路如下: 首先建立系统的 SDG 模型, 利用分层方法进行分层; 再根据系统所处工作状态的不同, 采用模糊语言值描述节点的模糊变量取值, 各节点之间的定性因果关系采用条件概率表(Conditional Probability Table, CPT)来表示; 最后通过回溯搜索和贝叶斯推理找出故障源候选解的集合, 并对候选解进行排序.

1.1 SDG 模型

基于 SDG 模型的分析方法是根据系统结构原理建立系统 SDG 模型, 对系统进行故障诊断. 选取合适的参数作为节点; 建立从给定的故障节点开始的 SDG 模型; 利用存储在 SDG 模型上的已知信息, 通过故障推理方法获得故障源候选集合, 从而对系统的故障原因做出有效识别.

定义 1. SDG 模型 G 的精确数学模型表示如下:

$$G = (V, E, \varphi)$$

式中: 集合 $V = \{v_i | v_i \text{ 为测试节点}\}$; 集合 $E = \{e_{i,j} | \text{节点 } v_i \text{ 指向 } v_j \text{ 的有向边}\}$; 函数 $\varphi: \varphi(e_{i,j})(e_{i,j} \in E, \varphi \rightarrow \{+, -\})$, 为支路 $e_{i,j}$ 的符号, 各支路节点间的正、反作用分别用“+”和“-”表示.

定义 2. 所有节点当前符号的集合称为 SDG 模型 G 的样本值, 函数 $\phi: \phi(v_i)(v_i \in V, \phi \rightarrow \{+, 0, -\})$, 称为节点 v_i 的符号. 即:

$$\phi(v_i) = \begin{cases} 1 & Y - \bar{Y} \geq \varepsilon \\ 0 & |Y - \bar{Y}| < \varepsilon \\ -1 & \bar{Y} - Y \leq \varepsilon \end{cases}$$

式中: Y 为 v_i 的测试值; \bar{Y} 为 v_i 的期望值; ε 为 v_i 处于正常状态的阈值. “1”代表节点的测试值超过了正常阈值, 节点故障; “-1”代表节点的测试值在正常阈值之下, 节点故障; “0”代表节点的测试值在正常阈值内, 节点正常.

如图 1 所示为 SDG 模型的节点、有向边示意图, 图中的 SDG 模型有三个节点 A、B、C 和两个有向边 \overline{AB} 、 \overline{AC} . \overline{AB} 上的“+”代表 A 对 B 的影响作用为正, 即 A 的值增大会导致 B 的值也增大, A 的值减小会导致 B 的值也减小; \overline{AC} 上的“-”代表 A 对 C 的影响作用为负, 即 A 的值增大会导致 C 的值减小, A 的值减小会导致 C 的值增大.

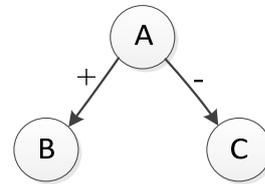


图 1 系统总体框图

1.2 分层方法

分层 SDG 模型是对系统的故障传播进行分层次的描述, 表示了故障源的层次, 也就是说任一节点故障只能传播到本层和比本层更低层的节点, 而不会影响到高层的节点, 从而使故障源搜索空间减小, 使可候选故障源减少, 诊断效率提高.

定义 3. SDG 模型的先行集和可达集分别用 A 和 R 表示: A 由所有能够到达 v_i 的节点组成, R 由所有从 v_i 到达的节点组成.

定义 4. 分层 SDG 模型 G_F 的数学模型表示如下:

$$G_F = (V_F, E_F, \psi)$$

式中: 集合 $V_F = \{v_h | v_h \text{ 为第 } h \text{ 层所有节点}\}$, h 为节点的层数; 函数 $\psi: \psi(e_{h,h+1})(e_{h,h+1} \in E_F, \psi \rightarrow \{+, -\})$, 各支路节点间的正、反作用分别用“+”和“-”表示; 集合 $E_F = \{e_h | e_h \text{ 为第 } h \text{ 层和 } h+1 \text{ 层节点间的所有有向边}\}$.

采用基于可达性的分层方法^[12], 具体步骤为:

步骤 1. 对每个节点寻找可达集 R 和先行集 A.

步骤 2. 分别计算 R 和 A 的交集, 对于交集与 A 相同的节点 v_i 就是第 1 层的节点. 第 1 层节点的集合可以表示为:

$$L_1 = \{v_i | R_i \cap A_i = A_i\}$$

步骤 3 除去所有已经确定层次的节点, 再除去与这些节点相连的有向边, 就会产生一个新的 SDG 模型. 对该新 SDG 模型的所有节点重复步骤 1 和 2, 分别计算第 2 到 h 层的节点集合, 直到对所有节点进行分层. 第 h 层节点集可以表示为:

$$L_h = \{v_i \mid v_i \in V - L_1 - L_2 - \dots - L_{k-1}, R_i \cap A_i = A_i\}$$

采用以上步骤, 某 SDG 模型的分层如图 2 所示.

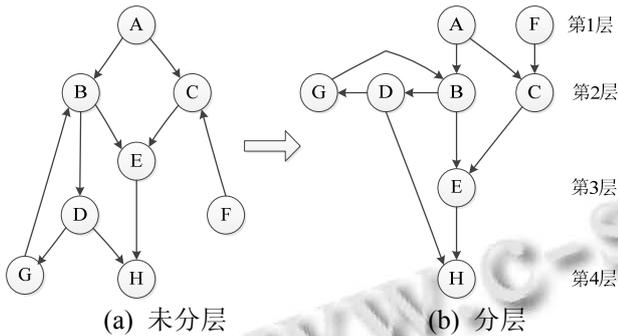


图 2 SDG 模型分层示意图

1.3 模糊分层 SDG 模型

在大规模的系统中, 故障之间的关系复杂, 加上不可测量节点的存在和测量噪声的影响, 导致系统变量的测量不准确. 因此, 本文采用模糊量表示这一不确定性, 使故障诊断的分辨率提高. 根据系统所处工作状态的不同, 采用模糊语言值描述节点的模糊变量取值. 一种模糊语言值与一个模糊子集相对应, 模糊子集能够反映所处的不同工作状态和系统变量的大小, 使得更多的定量信息包含于系统节点中.

定义 5. 模糊分层 SDG 模型 G_M 的精确数学模型表示如下:

$$G_M = (V_M, E_M)$$

式中: $V_M = \{v_m \mid v_m \text{ 表示模糊变量}\}$; $E_M = \{e_{m,n} \mid \text{表示 } v_m \text{ 指向 } v_n \text{ 的有向边}\}$.

定义 6. 节点 v_m 的精确数学模型如下:

$$\text{Node}(v_m, \lambda, A, R, T)$$

式中: v_m 为模糊变量. 根据节点所处工作状态的不同, 假设系统的模糊变量取 3 个模糊语言值, 即 {低, 正常, 高} = {L, M, H}; λ 为各模糊子集所对应的隶属度函数, $\lambda = \{\lambda_L, \lambda_M, \lambda_H\}$; A 为节点 v 的父集, 即先行集; R 为节点 v 的子集, 即可达集; T 为节点 v 的条件概率表 CPT, 表达了节点 v 与其父节点之间的概率因果关系, 是贝叶斯推理的前提条件.

定义 7. 支路 E_M 的数学模型表示如下:

$$\text{Branch}(V_m, V_n, W_{m,n}, C)$$

式中: v_m 和 v_n 分别为 E_M 的起始和终止节点; $W_{m,n}$ 为 v_m 和 v_n 的故障传播权重, $W_{m,n} \in [0,1]$, 表示支路传播故障能力的大小, 根据系统原理和实际运行经验得出; C 为故障传播介质, 即两变量之间相互作用部件的集合.

由定义 5、6 和 7 所描述的模型即为模糊分层 SDG 模型. 该模型的建立步骤如下:

步骤 1. 选取合适的系统参数作为节点, 确定节点间的故障影响关系, 建立 SDG 模型.

步骤 2. 对步骤 1 的 SDG 模型进行分层处理.

步骤 3. 若 SDG 模型中存在环路, 则需对其进行化简, 打开环路; 若 SDG 模型中不存在环路, 则跳过步骤 3, 直接进行步骤 4. 开环方法如下: 若 $v_1, v_2, \dots, v_{k-1}, v_k$ 构成环路, 其中 v_k 为受控节点, 则可以增加一个复制了 v_k 信息的节点 v_{k+1} , 以此将环路在 v_k 处打开, 这样从 $v_1, v_2, \dots, v_{k-2}, v_{k-1}$ 到 v_{k+1} 便成为有向无环图.

步骤 4. 按照定义 5、6 和 7 对节点和有向边描述.

2 故障推理方法

故障推理是进行故障诊断的重要环节, 模糊分层 SDG 模型的故障推理就是判断是否为相容支路. 但是, 对于有较高实时性要求的系统, 不能采用复杂性过高的推理算法. 因此本文采用贝叶斯概率推理算法来判断是否为相容支路, 寻找故障源候选集合. 本文中贝叶斯概率推理仅是对节点间的故障传播关系定性应.

贝叶斯推理的基础是贝叶斯网络. 与贝叶斯网络的传统应用不同, 本文的系统模型中, CPT 中的概率只有 0 和 1 两种, 表示的是节点之间的一种多态逻辑关系. 又由于非线性情况的存在, 简单的增量和减量定性关系不能完全反映这种情况. 因此, 本文通过 CPT 建立子节点与父节点间的故障逻辑关系.

2.1 故障候选集合确定

对于贝叶斯网络, 在已知 CPT 的情况下, 按照条件独立性假设可得到集合 V 的联合概率分布为:

$$P(V_1, V_2, \dots, V_{n-1}, V_n) = \prod_i P(V_i \mid \text{parents}(V_i))$$

式中: $\text{parents}(v_i)$ 为 v_i 的所有父节点变量的一个取值. 对于模糊分层 SDG 模型, 各节点集合为

$V_m = EUQUU$, E 为概率已知的节点集合, Q 为概率待求的节点集合, U 为不可测的节点集合.

在已知 E 和各节点 CPT 的情况下, 利用贝叶斯推理求 Q 中某一节点的后验条件概率, 如下所示:

$$P(V_Q | V_E) = \frac{\sum_{V_U} P(V_E, V_Q, V_U)}{\sum_{V_Q} P(V_E, V_Q)}$$

在系统含有不可测量节点的情况下, 贝叶斯推理也可以获得该节点的后验条件概率, 实现概率推理. 由于要用贝叶斯推理结果来判断支路是否相容, 因此需要对传统判断相容支路的定义进行扩展, 本文采用的贝叶斯推理算法为成熟的连接树算法.

定义 8. 假设图 3 所示为系统的某一部分, 采集节点 A 运行数据, 并进行模糊量化处理. 根据其他可测量的证据节点的值, 通过连接树贝叶斯推理算法得到与节点 A 对应的各个模糊语言值的概率, 若已知模糊变量 A 的值与概率最大的模糊变量取值一致, 则指向节点 A 的所有支路为相容支路.

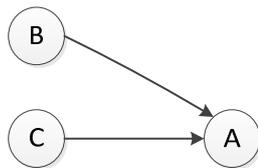


图 3 模糊 SDG 模型的相容支路示意图

图 3 中, 若通过测量得到 A 对应的模糊变量 $A=H$, 而通过贝叶斯推理算法得到的结果为 $P(A=H)=0.7$, $P(A=M)=0.1$, $P(A=L)=0.2$, 其中 $P(A=H)$ 概率最大, 且 A 的取值与已知一致, 则根据定义 8 可知, $E_{B \rightarrow A}$ 和 $E_{C \rightarrow A}$ 为相容边.

2.2 故障可能性排序

定义 9. 故障可能性为:

$$P_w(C) = W_{i,j} * F(C)$$

式中: $W_{i,j}$ 为支路 $e_{i,j}$ 故障传播权重, $F(C)$ 为支路部件集 C 的故障概率. 计算故障源候选节点集合中各个故障源的 $P_w(C)$, 对各故障源概率大小进行排序.

3 诊断步骤

综上所述, 基于模糊分层 SDG 模型故障推理方法进行故障诊断的具体步骤如下:

步骤 1. 选取合适的系统参数作为节点, 确定节

点间的故障影响关系, 按照定义 1 建立系统 SDG 模型.

步骤 2. 针对步骤 1 建立的 SDG 模型, 采用定义 4 里面的分层模型和分层方法, 进行分层处理(若存在环路, 需进行开环处理).

步骤 3. 根据定义 6 和定义 7, 完成对节点和有向边的描述.

步骤 4. 采用定义 8 贝叶斯概率推理来判断是否为相容支路, 求出故障源候选集.

步骤 5. 根据定义 9, 通过计算各故障源的故障可能性大小, 对候选故障源的故障概率大小进行排序.

下面, 采用本方法应用于航空发动机燃油调节系统进行实例分析.

4 实例分析

航空发动机燃油调节系统作为航空发动机的重要控制系统之一, 在系统中的作用尤为重要. 燃油调节系统要求诊断方法有很高的完备性和准确性, 但对于航空发动机这样的复杂系统而言, 缺少诊断经验, 故障样本不易得到, 适合采用本方法.

通过对某型号航空发动机燃油调节系统原理分析, 以及实际工作和工作经验的总结, 找出系统可测量的关键变量, 确定变量间的定性关系, 如表 1 所示为建模中确定采用的测量参数及相应的测试节点.

表 1 航空发动机燃油调节系统参数表

参数名称	参数含义	测试节点
N1	1号发电机转速	S1
N2	2号发电机转速	S2
PS12	风扇进口压力	P
CIT	高压压气机进口温度	T1
TS	风扇进口温度	T2
VSV	VSV 的开合角度	A1
VBV	VBV 的开合角度	A2
PLA	油门杆高度	H

MEC 管道发生泄漏故障时, 导致 PS12 增大, 进而导致 N1 和 N2 均下降, PLA 超前; TS 滤网阻塞时, 导致 TS 增大, 进而导致 N1 和 N2 均增大, PLA 滞后, VBV 的开合角度偏小, VSV 的开合角度偏大; TS 氨气泄漏与 TS 滤网阻塞产生的结果相反, 即 N1 和 N2 均下降, PLA 超前, VBV 的开合角度偏大, VSV 的开合角度偏小; CIT 滤网阻塞时, 导致 CIT 上升, 进而造成 VBV 的开合角度偏大, VSV 的开合角度偏小; CIT 氨气泄漏与 CIT 滤网阻塞产生的结果相反, 即 CIT 降低,

进而造成 VBV 的开合角度偏小, VSV 的开合角度偏大.

因此, 应用上文提出的模型定义和建模方法, 建立燃油调节系统 SDG 模型如图 4 所示.

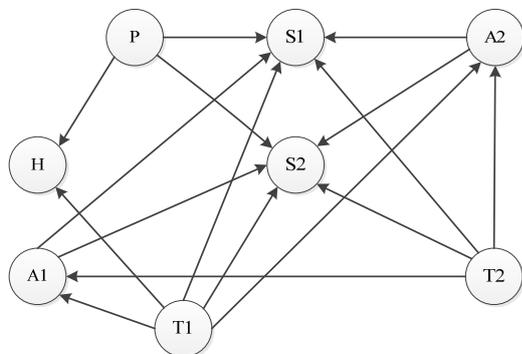


图 4 航空发动机燃油调节系统 SDG 模型

对图 4 所示燃油调节系统 SDG 模型采用基于可达性的分层方法进行分层, 结果如图 5 所示. 由于此系统不存在环路, 因此无需进行开环处理.

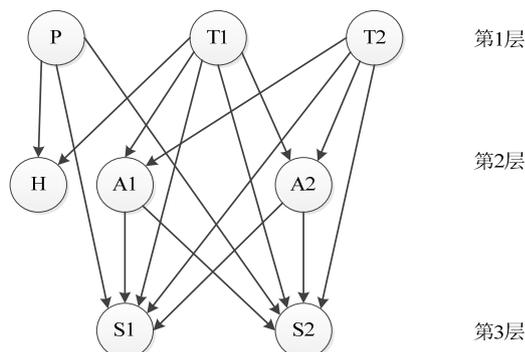


图 5 航空发动机燃油调节系统分层 SDG 模型

依据模糊 SDG 模型的概念, 分别描述图 5 中各节点和支路, 表 2 所示为模型中节点 A1 的模糊子集. 根据表 2, 对其它可获得的节点变量值进行模糊量化处理, 使其变为模糊量. 表 3 所示为节点的 CPT, 描述了 A1 与其父节点之间的故障逻辑关系.

表 2 节点 A1 的模糊子集

模糊子集	量化等级							
	98.0	98.5	99.0	99.5	100.0	100.5	101.0	101.5
H	0	0	0	0	0	0	0.5	1
M	0	0	0.5	1	1	1	0.5	0
L	1	1	0.5	0	0	0	0	0

表 3 节点 A1 的 CPT

P(T1)			P(T2)			P(A1)		
L	M	H	L	M	H	L	M	H
1	0	0	1	0	0	0	0	0
1	0	0	0	1	0	0	0	1
1	0	0	0	0	1	0	0	1
0	1	0	1	0	0	1	0	0
0	1	0	0	1	0	0	0	0
0	1	0	0	0	1	0	0	1
0	0	1	1	0	0	1	0	0
0	0	1	0	1	0	1	0	0
0	0	1	0	0	1	0	0	0

本例中, 首先假设故障“CIT 滤网阻塞”, 该故障将导致节点 A1 偏大和节点 S1 偏小, 从而开始报警, 得到报警节点集合为 $T=\{A1, S1\}$. 其次, 从报警节点开始回溯搜索, 找出故障源. 取出报警节点 A1, 位于分层 SDG 模型的第 2 层, 对其进行向上的回溯搜索, 搜索路径分别为: $A1 \rightarrow T1$ 和 $A1 \rightarrow T2$, 通过贝叶斯概率推理仿真得出 $A1 \rightarrow T1$ 为模糊不相容通路, 则根据上文的系统故障分析可知, “CIT 滤网阻塞”为故障源; 取出报警节点 S1, 位于分层 SDG 模型的第 3 层, 对其进行向上的回溯搜索, 因为 A1 已被搜索过, 所以搜索路径分别为: $S1 \rightarrow P$, $S1 \rightarrow A2 \rightarrow T1$, $S1 \rightarrow A2 \rightarrow T2$, $S1 \rightarrow T1$ 和 $S1 \rightarrow T2$, 通过贝叶斯概率推理仿真得出 $A2 \rightarrow T2$ 为模糊不相容通路, 则根据上文的系统故障分析可知, “TS 氨气泄漏”为故障源. 综上得到故障源候选集合为 {CIT 滤网阻塞, TS 氨气泄漏}. 最后, 假设 $W_{T1,A1} = 0.7$, $F(CIT) = 6\%$, $W_{T2,A2} = 0.5$, $F(TS) = 7\%$, 通过定义 9 得:

$$P_w(CIT) = W_{T1,A1} * F(CIT) = 0.7 * 6\% = 4.2\%$$

$$P_w(TS) = W_{T2,A2} * F(TS) = 0.5 * 7\% = 3.5\%$$

根据故障可能性对故障源进行排序可知: CIT 滤网阻塞 > TS 氨气泄漏.

根据诊断结果可以得知, 诊断系统不但实现了对先前预设故障“CIT 滤网阻塞”的识别, 而且还识别出新的可能故障“TS 氨气泄漏”. 这是因为在实际系统中, “TS 氨气泄漏”也可能产生同样的故障现象, 体现了很好的完备性; 分层思想的引入, 缩小了故障搜索空间, 提高了诊断仿真效率. 表 4 所示为与传统 SDG 模型的诊断结果比较, 可以看出, 本文方法缩小了候选故障集, 提高了诊断分辨率.

表4 两种方法结果比较

诊断方法	诊断结果
模糊分层 SDG 模型	CIT 滤网阻塞、TS 氨气泄漏
传统 SDG 模型	CIT 滤网阻塞、TS 氨气泄漏、 MEC 管道发生泄漏

5 结语

本文提出的基于模糊分层 SDG 模型的故障诊断方法,通过贝叶斯推理判断是否为相容支路,找出候选故障集,对各故障源概率大小进行排序.通过分层方法,缩小了故障搜索空间,提高了诊断效率;采用模糊思想,提高了诊断分辨率.应用于某型号航空发动机燃油调节系统故障诊断,分析结果表明,该方法不但具有传统 SDG 模型故障诊断的完备性,而且有效提高了诊断的分辨率,诊断高效,适用于复杂系统的故障诊断要求.

参考文献

- 刘鹏鹏,左洪福,苏艳,孙见忠.基于图论模型的故障诊断方法研究进展综述.中国机械工程,2013,24(5):696-702.
- Hiranmayee V, Vanket V. PCA-SDG based process monitoring and fault diagnosis. Control Engineering Practice, 1999, (7): 903-917.
- Hiranmayee V, Venkatasubramanian V, Maurya M, et al. A signed directed graph-based systematic frame work for steady-state malfunction diagnosis inside control loops. Chemical Engineering Science, 2006, 61(6): 1790-1810.
- 龙兵,姜兴渭,宋政吉.基于多 Agent 卫星遥测数据实时监测与诊断技术.航空学报,2005,26(6):726-732.
- 刘磊,龙兵,刘震.两种多故障诊断算法的性能比较研究.电子测量与仪器学报,2011,25(1):75-80.
- 安若铭,姜兴渭,宋政吉.基于抽象的分层诊断技术应用研究.航空学报,2006,27(3):448-452.
- 安若铭,高阳.基于分层神经网络的航天器故障诊断技术.航天器环境工程,2013,30(2):203-208.
- 王伟,于达仁,赵辉,等.基于符号有向图模型的故障诊断方法.动力工程,2007,(5):736-741.
- 曹文亮,王兵树,马良玉,等.基于 SDG 推理规则和定量分析的故障诊断技术.热能动力工,2005,(6):66-70.
- 刘敏华.基于 SDG 模型的故障诊断及应用研究[博士学位论文].北京:清华大学,2005.
- 刘军强,王小磊,张马兰,等.基于改进符号有向图模型的发动机引气系统多故障诊断方法.航空动力学报,2015,30(2):410-421.
- 吕宁,熊智华,王雄.SDG 故障诊断中的分层建模递阶推理方法.控制工程,2010,17(4):561-564.