

文章编号: 1001-0920(2009)05-0692-05

## 模糊概率 SDG 模型及故障推理方法

宋其江, 徐敏强, 王日新

(哈尔滨工业大学 深空探测基础研究中心, 哈尔滨 150080)

**摘要:** 基于符号有向图(SDG)的故障诊断方法具有良好的完备性和易于解释性,但其存在分辨率差的缺陷,为此提出基于模糊概率 SDG 模型和贝叶斯推理的半定量故障诊断方法.用模糊变量表示节点变量,用条件概率表(CPT)表达节点间的定性因果关系,利用贝叶斯推理和回溯搜索找出故障源候选解的集合,并对候选解进行排序.最后建立了某卫星一次电源系统的诊断模型.仿真结果表明,该方法有效地提高了诊断的分辨率,适用于航天器在轨故障诊断.

**关键词:** 故障诊断; 符号有向图; 贝叶斯推理; 条件概率表; 一次电源系统

**中图分类号:** TP277; V474      **文献标识码:** A

## Fault diagnosis approach based on fuzzy probability SDG model and reasoning

SONG Qi-jiang, XU Min-qiang, WANG Ri-xin

(Deep Space Exploration Research Center, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China. Correspondent: SONG Qi-jiang, E-mail: sonqjiang@hit.edu.cn)

**Abstract:** The fault diagnosis approach based on signed directed graph(SDG) has better completeness and explanation facility, and has the disadvantage of the lower diagnostic resolution. Therefore, the semi-quantitative fault diagnosis approach is proposed based on the model of fuzzy probabilistic SDG and Bayesian inference. The node variable is expressed as fuzzy variable. The cause-effect relationship between the nodes is described by conditional probabilities table (CPT). The set of failure source candidates is found out by using Bayesian inference and backtracking algorithm. Furthermore, the candidates in the set are ranked according to the rate of fault possibility. The primary electrical power supply system in certain a satellite is modeled with the proposed approach. The diagnosis simulation results show that the diagnostic resolution can be improved significantly, and the approach is feasible to be applied to on-board diagnosis for spacecraft.

**Key words:** Fault diagnosis; SDG; Bayesian inference; CPT; The primary electrical power system

### 1 引言

航天器在轨自主故障诊断系统对诊断的实时性、准确性和完备性提出了很高的要求.航天器是一个复杂的大型系统,其大量故障样本很难获取,诊断的历史经验也不足.因此,针对这一特点,找到合适的方法来实现现在轨自主故障诊断具有重要意义.基于定性模型的诊断方法是基于深层知识的诊断方法,由于能够克服知识获取瓶颈,能够识别某些未预知的故障等独特的优点<sup>[1]</sup>,该方法是实现航天器在轨故障诊断比较理想的方法.国外的诊断系统一般都采用基于定性模型的诊断推理方法<sup>[2]</sup>.

基于 SDG 的故障诊断是一种定性的基于深层知识的图论模型的故障诊断方法,它揭示了复杂系统的变量间内在因果关系及影响,其不足是分辨率低.但是,诊断结果的完备性和易于解释性,使其在化学工业领域的安全评估和故障诊断<sup>[3]</sup>的应用中取得了很大的进展.为了克服其不足,与其他方法的结合是目前研究的一个热点.例如 Vedam 等<sup>[4]</sup>提出 SDG 与主元分析相结合的方法;Kramer 等<sup>[5]</sup>运用 SDG 模型建立推理规则,再由专家系统来解决基于 SDG 的故障诊断问题;Yu<sup>[6]</sup>,Wang<sup>[7]</sup>和 Tarifa<sup>[8]</sup>等通过隶属函数将支路的稳态增益引入定性的 SDG

收稿日期: 2008-05-23; 修回日期: 2008-09-26.

基金项目: 国家 863 计划项目(2005AA735080).

作者简介: 宋其江(1975—),男,黑龙江密山人,博士生,从事航天器的自主控制、智能诊断等研究;徐敏强(1960—),男,浙江盐城人,教授,博士生导师,从事信号处理、故障诊断等研究.

模型中,根据支路的相融度确定故障的可能性.国内在过程控制领域,许多学者研究了基于 SDG 的故障诊断方法<sup>[9,10]</sup>,但在航天领域采用 SDG 模型进行故障诊断还没有进行大量的研究.

在 SDG 模型的应用中存在的一些问题主要表现在,传统的节点利用定性值(“+”,“-”,“0”)只能表示系统变量的一个工作模式,不能表示在多个不同工作状态下的正常工作区间,而且由于系统变量间的影响关系往往随着工作模式而变化,存在很多非线性的情况,传统的定性因果关系(增量和减量)不能完全反映这种关系.另外,由于不可测节点的存在,采用传统定性 SDG 模型进行推理往往是在假设下进行的,随着不可测节点的增加,推理的复杂度呈指数级别增加.为了克服这些不足,本文提出基于模糊概率 SDG 模型,通过贝叶斯推理和回溯搜索找出故障源候选集合,再通过部件故障概率和传播故障权重对候选故障源进行故障可能性的排序.最后通过应用实例验证了所提出方法的有效性.

## 2 模糊概率 SDG 模型

在大规模的系统中,故障之间的关联复杂,并随着工作状态而变化,同时节点变量的变化阈值也在变化.此外,由于不可测量节点的存在,增加了故障推理的复杂性;由于测量噪声的影响,对系统变量的测量不能十分准确.用模糊量表示比精确量更确切,它包含了更大的信息量,因此将模糊理论和贝叶斯概率推理引入 SDG 模型中,形成模糊概率 SDG 模型.

### 2.1 模型形式化定义

**定义 1** 系统的模糊概率 SDG 模型为有向图  $G$ ,由二元组表示如下:

$$G = (V, E).$$

其中:节点集合  $V = \{v_i\}$ ,  $v_i$  节点表示模糊变量;支路集合  $E = \{e(i \rightarrow j)\}$ ,节点  $v_i$  指向节点  $v_j$  的有向边.

**定义 2** 节点  $V$  被描述为

$$\text{Node}(v_i, \mu, A, R, T).$$

其中: $v_i$  为系统变量模糊化后的模糊变量,根据节点在不同工作状态,设某系统模糊变量取 5 个模糊语言值,对应 5 个模糊子集,则有{低,中低,正常,中高,高} = {NB,NS,ZO,PS,PB}; $\mu$  为各个模糊子集对应的隶属度函数, $\mu = \{\mu_{NB}, \mu_{NS}, \mu_{ZO}, \mu_{PS}, \mu_{PB}\}$ ;  $A$  为节点  $V$  的父集,即所有指向该点的节点集合; $R$  为节点  $V$  的子集,即该点指向所有节点的集合; $T$  为该节点的条件概率表 CPT,它表达了该节点与其父节点的概率因果关系,它是进行贝叶斯推理的基础.

**定义 3** 支路  $E$  被描述为

$$\text{Branch}(v_i, v_j, W_{i,j}, C).$$

其中: $v_i$  和  $v_j$  分别为支路  $E$  的初始节点和终止节点; $W_{i,j}$  为  $v_i$  和  $v_j$  节点间的故障传播权重; $W_{i,j} \in [0, 1]$ ,根据系统工作原理和实践经验给出,它代表了该支路传播故障能力的大小; $C$  为充当媒介的两系统变量相互作用的部件集合.

由 3 个定义所描述的 SDG 模型即为模糊概率 SDG 模型.本文提出的模型与文献<sup>[10]</sup>提出的概率 SDG 模型的区别在于,本模型中的贝叶斯概率推理只是反映节点变量间定性的概率因果关系,并没有通过引入故障模式节点进行贝叶斯概率推理.

### 2.2 建模方法

建立模糊概率 SDG 的步骤如下:

- 1) 找出系统关键变量,确定变量间的因果作用关系,画出系统的 SDG.
- 2) 贝叶斯概率推理要求有向图必须是无环图,所以对 SDG 进行化简,打开环路.方法如下:若  $m_1, m_2, \dots, m_k$  构成回路,其中  $m_k$  为受控节点,则可以增加一个节点  $n_{k+1}$ .它复制了  $m_k$  受控节点,打开了指向受控节点  $m_k$  的有向边.将该有向边连接至新增加的节点  $n_{k+1}$ ,这样  $m_1, m_2, \dots, m_{k-1}$  与  $n_{k+1}$  相连便成为新的分支.
- 3) 按照上文的定义完成对节点和有向边的描述.

根据系统不同的工作状态,节点模糊变量的取值为给定的一系列模糊语言值.模糊语言值由一个模糊子集代表,模糊子集最终须通过隶属度函数加以描述.隶属度函数的选择关系到诊断系统分辨率,根据节点处的系统变量在不同工作状态下的常态带来设定.模糊子集不仅反映了系统变量的大小,还反映了系统所处的不同工作状态,使节点承载了更多的定量信息.

在贝叶斯网络中,CPT 表达了一种概率分布.传统贝叶斯网络应用中<sup>[11]</sup>,概率值通常需通过对实际设备的工作或试验的故障样本进行概率统计获得.与此不同,本文模型中的 CPT 是按照定性关系设置节点的概率分布,即表中的概率只取 0 或 1,它表达了节点间的一种多态的逻辑关系.由于系统变量间的影响关系存在很多非线性情况,简单的定性因果关系(增量和减量)不能完全反映这种关系.因此,本文通过条件概率表建立子节点与父节点间的一种多态的逻辑关系,条件概率关系在一定程度上也体现了这种非线性关系.例如图 1 所示的模糊概率 SDG,其中  $L, M$  和  $H$  为对于模糊变量的模糊子集,当给定了模糊变量  $A = L$  和模糊变量  $B = L$  的取值后,由模糊变量节点  $C$  的 CPT 可以得到  $P(C =$

$L) = 1$ ,即在逻辑上,正常工作状态下应有  $A = L, B = L, C = L$  的关系成立.

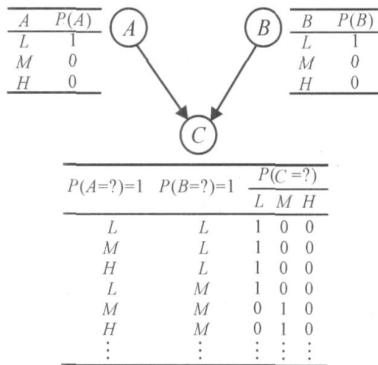


图 1 节点条件概率表

### 3 故障推理方法

航天器在轨自主故障诊断系统对诊断的实时性要求很高,而且由于星上资源的限制,要求建立的诊断算法的复杂性不能过高.为此提出通过贝叶斯概率推理来判断相容支路,找出故障源的候选集合,通过部件故障概率和传播故障权重对候选故障源进行故障可能性的排序.本文完善了文献[10]没有进一步研究故障概率的相容性分析的不足.

#### 3.1 故障源候选集合的确定

贝叶斯推理是基于贝叶斯网络进行推理的.贝叶斯网络也是一个有向无环图,模糊概率 SDG 模型就是在 SDG 的基础上,加入了定量的模糊和概率信息,形成了特殊的贝叶斯网络.这种网路结构为多树 (poly tree),贝叶斯精确推理的时间和空间复杂度与网络的节点个数呈线性关系<sup>[12]</sup>.本文结合贝叶斯推理和回溯搜索,形成了半定量故障诊断方法.

对于贝叶斯网路,按照条件独立性假设,已知 CPT,可获得节点变量集合  $V$  的联合概率分布

$$P(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_i P(V_i | \text{parents}(V_i)), \quad (1)$$

其中  $\text{parents}(V_i)$  表示节点  $V_i$  的所有父节点变量的一个取值.由式(1)可见,利用变量间的条件依赖关系,简化了对系统的状态描述.对于模糊概率 SDG 模型,节点集合为  $V = E \cup Q \cup U$ .其中: $E$ 为可测量的证据节点集合,即已知概率节点集合; $Q$ 为查询节点集合,即待求概率节点集合; $U$ 为不可测量节点集合.贝叶斯推理过程如下:在已知  $E$ 和各节点的条件概率表的条件下,求  $Q$ 中某一节点的后验条件概率,即

$$P(V_Q | V_E) = \frac{P(V_E, V_Q, V_U)}{P(V_E, V_U)}. \quad (2)$$

尽管存在不可测量节点,但通过贝叶斯推理仍然可以获得该节点的后验条件概率,实现了不确定性条件下的推理.

本文贝叶斯推理算法采用较为成熟的连接树 (Junction-tree) 算法.该算法可以根据已知节点的证据来计算任意节点的概率,计算的算法是全局的,信息更新是同步的,可以进行信息不完全、不确定情况下的推理.卡耐基梅隆大学 Fabio G Cozman 用 Java 语言编写的软件 JavaBayes 实现了图形化建模,推理引擎有连接树和变量消去算法.该软件为自由软件,源码开放,以它为基础开发了基于模糊概率 SDG 模型的故障诊断软件,实现了本文提出的建模和诊断推理的方法.

因为要应用贝叶斯推理的结果来判断支路相容,因此应扩展传统相容支路的定义,其定义如下:

**定义 4** 图 2 所示为系统的某一部分,通过传感器进行数据采集,模糊量化,节点  $B$  所表示的模糊变量  $B$  的值可以获得.根据其他可测量的模糊变量节点的值,即节点证据,通过 Junction-tree 算法推理得到节点  $B$  对应的各个模糊语言值的概率,如果其中概率最大的模糊变量取值与已知模糊变量  $B$  的值一致,则所有指向节点  $B$  的支路为相容支路.

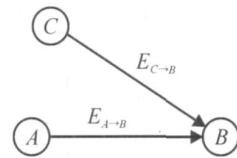


图 2 模糊概率 SDG 的相容支路

例如,图 2 中经过测量得到节点  $B$  对应的模糊变量  $B = M$ ,贝叶斯推理得到的结果为  $P(B = L)$

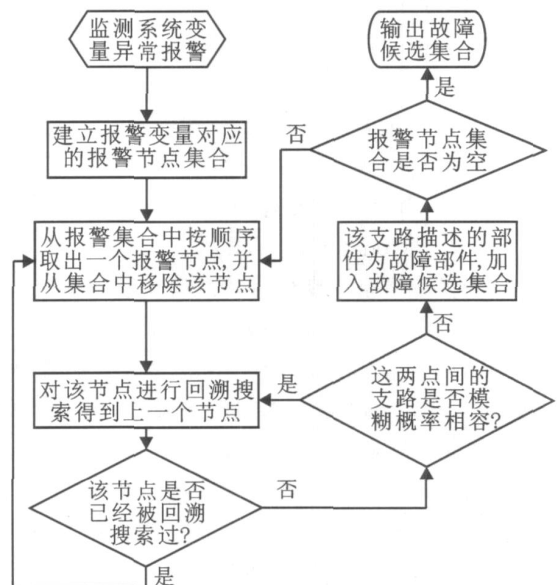


图 3 确定故障源候选集合算法

$= 0.3, P(B = M) = 0.6, P(B = H) = 0.1$ , 其中  $P(B = M)$  概率最大, 且  $B = M$  与已知一致, 则根据定义 4, 可知  $E_{A B}$  和  $E_{C B}$  为相容边。

诊断系统往往设立一些报警节点来监控系统的关键变量, 当监控节点报警后, 建立报警节点集合, 系统开始进行诊断。基于模糊概率 SDG 模型的故障搜索采用回溯搜索, 通过判断支路相容性来确定故障源候选集合。算法流程如图 3 所示。

### 3.2 候选故障源的可能性排序

定义 5 故障可能性为

$$P_w(C) = W(e) * F(C). \quad (3)$$

其中:  $e \in E, F(C)$  为  $e$  支路定义描述的部件集  $C$  发生故障的概率,  $W(e)$  为故障传播的权重。

通过对故障源的候选节点集合中的各个故障源进行故障可能性  $P_w$  的计算, 从而建立对故障可能性的排序。由于先验概率的失效性, 排序只能作为进一步排查故障、处理故障的决策参考。

## 4 应用实例

航天器电源已经走向主汇流条、全调压、开关调压、模块化的发展方向, 图 4 为卫星一次电源子系统的原理图。其中: SG 为太阳能电池供电阵, SR 为并

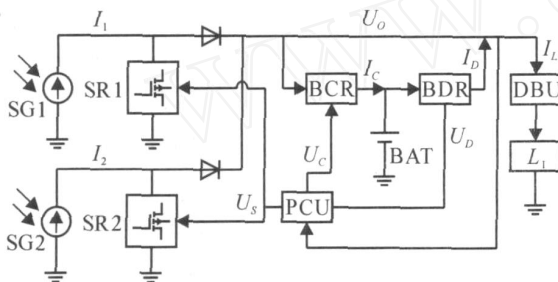


图 4 一次电源子系统原理图

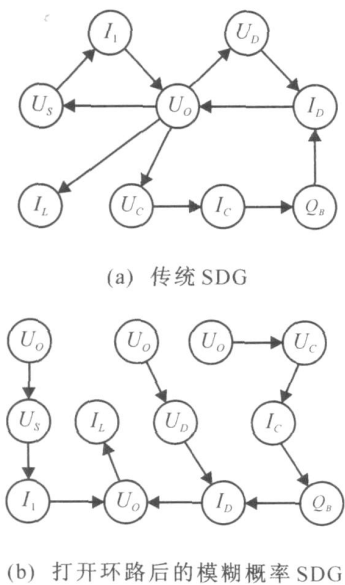


图 5 系统的模糊概率 SDG

联开关调节器, PCU 为电源控制器, BCR 为蓄电池充电器, BDR 为蓄电池放电器, DBU 为配电箱,  $L_1$  为负载。

应用上文提出的模型定义和建模方法, 通过所开发的故障诊断软件, 建立了一次电源系统定性描述模型, 如图 5 所示。

按照模糊概率 SDG 模型的定义, 对图 5 中各个节点和支路进行描述, 其中节点  $U_o$  对应的模糊子集如表 1 所示。现场采集的节点变量值根据表 1 进行模糊量化, 变为模糊量。  $U_o$  节点的 CPT 如表 2 所示, 它建立了与父节点之间的多态逻辑关系。

表 1  $U_o$  的各个模糊子集

模糊子集	117	117.5	118	118.5	119	119.5	120	120.5	121
H	0	0	0	0	0	0	0.5	1	1
M	0	0	0.5	1	1	1	0.5	0	0
L	1	1	0.5	0	0	0	0	0	0

表 2 节点  $U_o$  的 CPT

	$P(I_1)$			$P(I_D)$			$P(U_o)$		
	L	M	H	L	M	H	L	M	H
L	1	0	0	1	0	0	0	0	0
0	0	1	0	1	0	0	0	1	0
0	0	0	1	1	0	0	0	0	1
1	0	0	0	0	1	0	0	1	0
0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	1	0	1	0
0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
0	0	0	1	0	0	1	0	0	0

首先对仿真系统预设一些故障, 再进行系统故障仿真, 通过所获得的仿真数据建立场景文件, 该文件包括: 可测量节点的采样值, 报警节点集合; 然后将场景文件加载到故障诊断软件进行诊断, 看诊断结果是否与预设一致。本例中, 预设的故障是地影模式下的 BDR 故障, 该故障将导致节点  $U_o$  和  $I_l$  变量值偏离正常值, 从而开始报警, 得到报警节点集合为  $T_1 = \{U_o, I_l\}$ 。取出  $T_1$  中的报警节点  $U_o$  回溯搜索, 搜索路径 1 为  $U_o \rightarrow I_D \rightarrow U_D$ , 程序判断出支路  $e(U_o \rightarrow I_D)$  为模糊不相容路径, 则该支路所描述的作用部件 BDR 为故障源; 搜索路径 2 为  $U_o \rightarrow I_1 \rightarrow U_s$ ,  $e(U_s \rightarrow I_1)$  为模糊不相容路径, 所以它所描述的作用部件 SR 为故障源。取出报警节点  $I_l, e(U_o \rightarrow I_l)$  相容, 反向搜索到  $U_o$ , 它已经被回溯过, 结束搜索。最后得到故障源候选集合为  $S = \{SR, BDR\}$ 。由定

最后得到故障源候选集合为  $S = \{SR, BDR\}$ 。由定

义 5 得

$$P_w(\text{SR}) = W(e(U_s - I_1)) * F(\text{SR}) = 0.6 * 2\% = 1.2\%$$

$$P_w(\text{BDR}) = W(e(U_D - I_D)) * F(\text{BDR}) = 0.8 * 2\% = 1.6\%$$

根据故障可能性对故障源进行排序,得  $\text{BDR} > \text{SR}$ .

从诊断结果可以看到,诊断系统识别出了先前预设的故障 BDR,而且故障源候选集合中还包括了 SR 故障.这是因为实际中 SR 故障也可能导致相同的故障征兆,根据故障可能性的排序,故障源 BDR 的可能性大于 SR,这为进一步的排查处理提供了决策依据.由于诊断结果涵盖了故障仿真时先前预设的故障 BDR,体现了很好的完备性.由于传统 SDG 方法对于具有多条反馈支路的时变系统处理较为困难,会产生大量虚假解.对比传统 SDG 的诊断结果如表 3 所示.由表 3 可以看出,本文诊断方法减少了候选解,提高了诊断的分辨率.

表 3 诊断结果比较

诊断模型	诊断结果
模糊概率 SDG	BDR,SR
定性 SDG	SR,DBU,BDR,PCU

## 5 结 论

本文根据航天器在轨故障诊断系统的要求,提出了基于模糊概率 SDG 模型与贝叶斯推理相结合的半定量故障诊断方法.通过贝叶斯推理判断相容支路找出故障源候选集合,通过部件故障概率和传播故障权重对候选故障源进行故障可能性的排序,提高了诊断的分辨率.最后建立了某卫星一次电源系统的诊断模型,故障诊断的仿真结果验证了该方法的有效性.该方法适用于航天器在轨故障诊断.

## 参考文献(References)

- [1] Venkatasubramanian V, Rengaswamy R, Kavuri S N. A review of process fault detection and diagnosis, Part II: Quantitative model-based methods[J]. Computers and Chemical Engineering, 2003, 27(3): 293-311.
- [2] Hayden Sandra, Sweet C, Adam J, et al. Livingstone

model-based diagnosis of earth observing one [C]. Collection of Technical Papers — AIAA 1st Intelligent Systems Technical Conf. Chicago, 2004: 98-108.

- [3] Vedom Hiranmayee, Venkatasubramanian V, Maurya M, et al. A signed directed graph-based systematic frame work for steady-state malfunction diagnosis inside control loops[J]. Chemical Engineering Science, 2006, 61(6): 1790-1810.
- [4] Vedom H, Venkatasubramanian V. PCA-SDG based process monitoring and fault diagnosis [J]. Control Engineering Practice, 1999, 7(7): 903-917.
- [5] Kramer M A, Palowitch B L. A rule-based approach to fault diagnosis using the signed directed graph [J]. AIChE J, 1987, 33(7): 1607-1078.
- [6] Yu C C, Lee C. Fault diagnosis based on qualitative/quantitative process knowledge[J]. AIChE J, 1991, 37(4): 617-628.
- [7] Wang X Z, Yang S A, Veloso E, et al. Qualitative process modeling — A fuzzy signed directed graph method[J]. Computers & Chemical Engineering, 1995, 19(S): 735-740.
- [8] Tarifa E E, Scenna N J. Fault diagnosis, direct graphs, and fuzzy logic [J]. Computers & Chemical Engineering, 1997, 21(S1): 649-654.
- [9] 刘敏华. 基于 SDG 模型的故障诊断及应用研究[D]. 北京: 清华大学, 2005.  
(Liu M H. Research on fault diagnosis based on SDG and its application[D]. Beijing: Tsinghua University, 2005.)
- [10] 杨帆, 萧德云. 概率 SDG 模型及故障分析推理方法 [J]. 控制与决策, 2006, 21(5): 487-492.  
(Yang F, Xiao D Y. Probabilistic SDG model and approach to inference for fault analysis[J]. Control and Decision, 2006, 21(5): 487-492.)
- [11] Przytula K W, Thompson D. Construction of Bayesian networks for diagnostics [C]. Aerospace Conf Proc, 2000 IEEE. Big Sky, Montana, 2000, 5: 193-200.
- [12] Stuart Russel, Peter Norvig. Artificial intelligence: A modern approach [M]. Beijing: Post & Telecom Press, 2004.