基于多信号流图的诊断贝叶斯网络建模

代 京 于劲松 张 平 李行善

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 多信号流图与贝叶斯网络是两种不同的建模方法,对两种建模方法的异同分析表明多信号流图到贝叶斯网络的转化是可行的. 为了降低诊断贝叶斯网络模型的开发费用,提出了一种基于多信号流图的诊断贝叶斯网络建模方法,从模型结构和模型参数两个方面论述了多信号流图向诊断贝叶斯网络的转化方法. 依据该方法生成的诊断贝叶斯网络模型具有应对复杂系统故障诊断的证据冲突及不确定性问题的优点. 实验证明所获得的诊断贝叶斯网络模型的诊断准确性与多信号流图模型一致.

关 键 词: 贝叶斯网络; 建模; 故障; 诊断; 不确定性分析; 多信号流图

中图分类号: TP 277

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2009)04-0472-04

Diagnostic Bayesian networks modeling based on multi-signal flow graphs

Dai Jing Yu Jinsong Zhang Ping Li Xingshan

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: The similarities and differences between multi-signal flow graphs and Bayesian networks were analysed, which show that the conversion of multi-signal flow graphs to Bayesian networks is feasible. A diagnostic Bayesian networks modeling method was proposed based on multi-signal flow graphs in order to reduce the diagnostic Bayesian network models development cost. The method includes the conversion of the structure of multi-signal flow graphs to the structure of Bayesian networks and the conversion of information of multi-signal flow graphs to the conditional probabilities table of Bayesian networks. The diagnostic Bayesian network model is good at dealing with uncertainty and conflicting evidence in complex systems fault diagnosis. The experiment results show that the diagnosis accuracy of diagnostic Bayesian network models is the same with multi-signal flow graph models.

Key words: Bayesian networks; modeling; fault; diagnosis; uncertainty analysis; multi-signal flow graphs

复杂系统通常包括多个相互关联的电子或机电组件,传统的依赖专家的故障诊断与隔离方法耗费大量的人力与物力,且排故时间长,因此需开发自动辅助诊断系统,在有限的传感器提供测试信息的情况下,通过智能推理来实现快速精确的故障识别与隔离. Qualtech公司开发的 TEAMS工具集,采用了基于多信号流图 (MSFG, Multi-Signal Flow Graphs)[1]的诊断推理方法,取得了不错的效果. 但是 MSFG仍然存在着缺陷,特别是对于复杂系统故障诊断所固有的不确定性问题以及证据冲突等问题鲁棒性不够.

贝叶斯网络 (BN, Bayesian Networks)[2]在处理不确定性问题方面具有优势,是目前故障诊断方面的研究热点之一. 采用 BN进行故障诊断第 1步就是构建网络模型,目前已有排故流图到 BN及故障树到 BN的构建方法[3-4],将 MSFG转换为 BN模型可为 BN的构建提供一条新途径,这种方法可降低模型开发费用,有利于 BN在故障诊断领域的推广,实现定性定量相结合的不确定性故障诊断.

收稿日期: 2008-04-07

作者简介: 代 京 (1977-),男,北京人,博士生, daijing@tom.com.

1　多信号流图与 BN的知识表达

1.1　多信号流图知识表达

MSFG用诊断信息流表达待诊断的问题,它由三元组 <*C*, TP, *E*>表示,*E*为部件与部件、部件与测点间的有向连接集,*C*为系统的有限部件集,TP代表测试点集[1].

MSFG的节点主要包括模块节点、测试节点和逻辑节点.模块节点为具有一定功能的实体划分,且包含了失效率等信息;测试节点代表物理或逻辑测试点,且暗含了虚警率等信息;逻辑节点刻画系统不同工作模式的内部连接变动或容错系统的冗余连接关系等.

1.2　贝叶斯网络的知识表达

BN是图论与概率论有机结合体,既具有坚实的概率理论基础,又具有直观的知识表示形式.BN可用二元组 <*G*, *P*>表示[2]. *G* = <*X*, *E*>为具有条件独立性网络结构的有向无环图,节点集 *X*代表任何问题的抽象,有向边集 *E*表示节点之间的依赖关系; *P*是一组条件概率集合,每个节点隐含的条件概率表 (CPT, Conditional Probabilities Table)都刻画同其父节点的相关性.面向对象贝叶斯网络 (OOBN, Object-Oriented Bayesian Networks)借鉴面向对象的软件工程方法,引入了类和参考的概念,具体内容可参考文献[5].

1.3　多信号流图与贝叶斯网络的异同

MSFG与 BN是 2种不同的知识表达方式,各有其特点但也有相似之处:

1) 二者都由节点与有向边构成图形化知识表达方式,均能构建对应系统层次结构的故障诊断模型,进行多故障诊断.

2) 二者节点均抽象描述对象的状态或观测特征等,有向边都表达了节点之间的关联关系.不同的是 MSFG还有代表与、或及转换开关等的逻辑节点;而 BN中这类节点要通过 CPT的赋值来表达.MSFG允许网络回路的存在,而 BN模型为有向无环图.

3) 二者的推理机制不同,但都支持由原因到结果的正向推理和由结果到原因的反向推理;BN还支持辩解推理,可以处理证据冲突的问题.

4) 从参数上看,MSFG的模块节点和测试节点分别包含失效率和虚警率等信息;BN需要确定每个节点的 CPT.

可见,二者虽存在差别,但大体结构类似,在一定的条件下可以将 MSFG转化为 BN.

2　多信号流图向贝叶斯网络的转换

MSFG能够分层次地描述系统结构,因此单层 MSFG模型转换为一般 BN模型,而多层 MSFG模型则需转换为 OOBN模型.

2.1　单层多信号流图向 BN的转换

由 MSFG向 BN转换的步骤包括模型结构 (节点与有向弧)生成和条件概率表的生成.

1) 节点的生成

①对应 MSFG的节点在 BN模型中生成单元状态节点、观测节点和逻辑转换节点;若测试节点关联多个不同测试项,则相应地在 BN模型中要生成同样个数的不同观测节点.

②MSFG中元件故障为完全故障和功能故障,因此令 BN模型的单元状态节点为完全故障、功能故障和正常 3个状态;令 BN模型的观测节点状态为不通过和通过;对应 MSFG中逻辑节点的同性质父节点的状态数量和工作模式数量,令 BN模型的逻辑转换节点具有同样数量的状态.

2) 有向弧的生成

①按照 MSFG中的连接关系及连接方向,连接已生成的 BN模型中的节点,注意要保证 BN模型中的有向弧遵循因果关系.

②将 BN模型中的单元状态节点与表征其功能故障的观测节点相连;如有测试正好在单元节点处测量,且受其完全故障影响,则也将它们连接;注意观测节点要作为有向弧指向的子节点.

图 1为便携录音机的诊断排故 MSFG模型[1], S_1 ～S_5分别对应高音、低音、中音、信噪比和谐波畸变 5个信号,而每个部件因功能故障影响的信号都标在部件方框图中,并以 W表示部件的完全故障,它将影响其信号流向下端的测试.

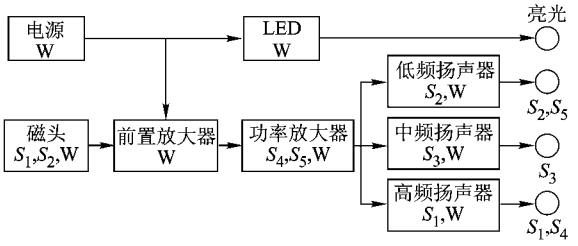


图 1　便携录音机的多信号流图模型

按照模型转换步骤,首先,确定 BN中单元状态结点,并生成相互独立的观测结点.MSFG中结构/功能的连接关系直接转换为 BN中的连接关系,并建立观测结点与单元状态结点间的连接,生成图 2所示的 BN诊断模型.

3) 条件概率表的生成

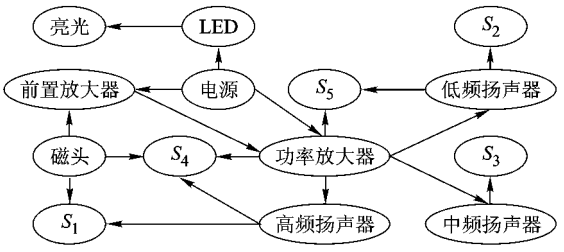


图 2 便携录音机的贝叶斯网络模型

①MSFG模块节点记录的失效率 λ表征故障与正常状态的比值,因此 BN模型中无父节点单元状态节点各状态的先验概率赋值也要保证此比值,令其完全故障和功能故障的先验概率之和为 λ(各自所占比重视具体情况而定),令其正常状态的先验概率为 (1 - λ).

② BN模型中有父节点的单元状态节点,当其父节点中有状态为完全故障时,则令其完全故障的条件概率为 1(父节点完全故障的故障传播影响),其余状态的条件概率为零;当其父节点的状态均正常时,概率赋值方法同 ①一样;当其父节点状态为功能故障或正常时,若父节点功能故障不直接影响其状态,则条件概率的赋值同 ①一样,否则按掌握的信息对其各状态条件概率赋值.

③ BN模型中观测节点依据 MSFG记录的灵敏度等信息赋值:当观测节点仅一个父节点,若父节点为功能故障状态,则令测试不通过的条件概率为灵敏度值,若父节点为完全故障状态或观测为完美观测则令测试不通过条件概率为 1,而通过的条件概率为其补数;当父节点状态正常时,则令其测试不通过条件概率为虚警率,若为完美观测则取零值,而测试通过的条件概率取其补数. 当观测节点有多个父节点,赋值必须考虑多因素的共同作用. 当父节点中存在完全故障,考虑到系统崩溃对观测表征的影响,令测试不通过的条件概率为 1,但其它情况必须根据测试对应不同单元状态的灵敏度和虚警率来推导条件概率.

设观测节点 T_m 有 n个父节点 $F_1, F_2, \cdots, F_n$,每个父节点仅 2个状态,$F_i^{k_i}$ 表示第 i个父节点的第 k_i 个状态(令 F_i^1 代表功能故障,F_i^2 代表正常);观测节点 T_m 也有 2个状态,$T_m^{j_m}$ 表示第 m 个观测节点的第 j_m 个状态(令 T_m^1 表示不通过,T_m^2 表示通过). 已知测试对应不同单元状态的灵敏度 δ和虚警率 γ,记 $\delta_{mi} = P(T_m^1 \mid F_i^1)$ 和 $\gamma_{mi} = P(T_m^1 \mid F_i^2)$. 这些单元状态节点作为测试节点的父节点均相互独立,且指向观测节点的有向弧是逻辑或关系,则共同作用下观测节点 T_m 的条件概率如下:

观测节点测试不通过的条件概率:

$$P\left(T_m^1 \Big| \bigcap_{i=1,2,\cdots,n} F_i^{k_i}\right) = \bigcup_{i=1}^{n} P(T_m^1 \mid F_i^{k_i}) =$$

$$1 - \prod_{i=1,k_i=1}^{n} (1 - P(T_m^1 \mid F_i^1)) \cdot$$

$$\prod_{i=1,k_i=2}^{n} (1 - P(T_m^1 \mid F_i^2)) =$$

$$1 - \prod_{i=1,k_i=1}^{n} (1 - \delta_{mi}) \prod_{i=1,k_i=2}^{n} (1 - \gamma_{mi}) \quad (1)$$

观测节点测试通过的条件概率:

$$P\left(T_m^2 \Big| \bigcap_{i=1,2,\cdots,n} F_i^{k_i}\right) = 1 - P\left(T_m^1 \Big| \bigcap_{i=1,2,\cdots,n} F_i^{k_i}\right) =$$

$$\prod_{i=1,k_i=1}^{n} (1 - \delta_{mi}) \prod_{i=1,k_i=2}^{n} (1 - \gamma_{mi}) \quad (2)$$

MSFG的逻辑结点在 BN中也表示为逻辑转换节点,并通过条件概率表的赋值实现相应的逻辑关系,图 3及表 1列出部分 MSFG逻辑节点的 BN转化形式及条件概率表赋值. 此外为实现开关节点的功能,在 BN模型中构造逻辑转换节点作为根节点,用有向弧连接到观测节点或单元状态节点,对应逻辑转换节点不同工作模式状态,配置它们的条件概率表.

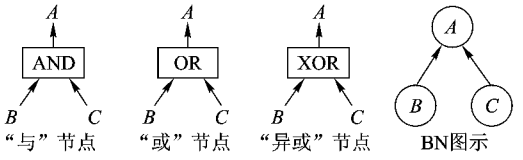


图 3 多信号流图逻辑节点的 BN图示化转化

表 1 不同 MSFG逻辑节点的 BN逻辑节点 A的条件概率表赋值

B	C	与		或		异或	
		A =1	A =0	A =1	A =0	A =1	A =0
1	1	1	0	1	0	0	1
0	0	0	1	0	1	0	1
1	0	0	1	1	0	1	0
0	1	0	1	1	0	1	0

2.2 分层多信号流图向 OOBN的转换

上述单层 MSFG向 BN转换方法,同样适用于分层 MSFG每层模型向 BN转换,区别在于分层 MSFG的层次关系及各个 BN模型片断的连接关系需要采用 OOBN来实现. 根据 MSFG各分层模型片断之间的关联关系及各节点间的关联关系,在构造的各层 BN模型片断中生成与本模型片断节点相关联的参考节点,并设定被参考节点,然后生成各个模型片断的类. 在构建整个分层 MSFG的 OOBN模型时将各个类实例化,然后用有向弧连接被参考节点和对应的参考节点(参考节点作为目的节点),这样就完成了整个分层 MS-

FG向 OOBN模型的转换.

2.3　转换模型的修正

完成了诊断贝叶斯网络的初步构建后,还有许多问题需要解决,诸如应该如何将 MSFG的环形部分转化成有向无环的 BN,参考文献[6]可以用动态贝叶斯网络建模来解决这个问题.此外条件概率的调整[7](参数学习问题)也可以进一步修正模型,提高诊断贝叶斯网络模型的精度.

3　实例验证

前述生成的便携录音机诊断 BN对表 2所示故障进行诊断,诊断结果和 MSFG的诊断结果一致.又以文献[8]中飞控系统 MSFG模型为对象,建模诊断 BN模型如图 4,诊断结果与 MSFG的一致.实验结果表明所提转换算法正确,所建模型真实反映系统部件、故障与测试之间的关系.

表 2　便携录音机的故障字典

故障模式	高频扬声器		低频扬声器		中频扬声器	亮光
	S_1	S_2	S_3	S_4	S_5	
电源(W)	1	1	1	1	1	1
LED(W)	0	0	0	0	0	1
磁头(W)	1	1	1	1	1	0
磁头(F)	1	1	0	0	0	0
前置放大器(W)	1	1	1	1	1	0
功率放大器(W)	1	1	1	1	1	0
功率放大器(F)	0	1	0	1	0	0
低频扬声器(W)	0	0	1	1	0	0
低频扬声器(F)	0	0	1	0	0	0
中频扬声器(W)	0	0	0	0	1	0
中频扬声器(F)	0	0	0	0	1	0
高频扬声器(W)	1	1	0	0	0	0
高频扬声器(F)	1	0	0	0	0	0

注:W—完全故障;F—功能故障.

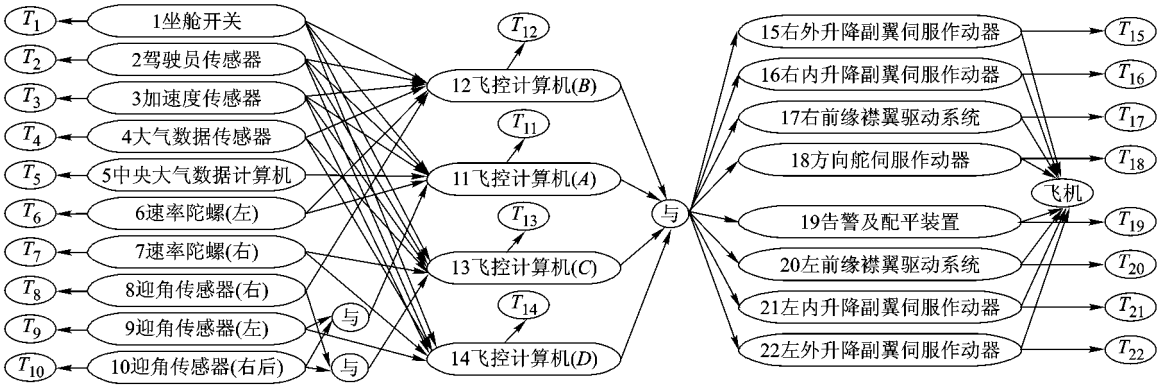


图 4　某型飞机飞控系统诊断贝叶斯网络模型

4　结 束 语

本文从 BN的结构和 CPT生成两方面阐述了基于 MSFG的诊断 BN建模算法,实验结果证明了建模算法的正确性.诊断 BN建立在概率论基础上,天然支持不确定性推理,且其辩解(explain away)推理机制也可以处理证据冲突问题,优于 MSFG的故障诊断.所提建模方法解决了诊断 BN建模费用高的瓶颈问题,为 BN在复杂系统故障诊断领域的推广创造了条件,下一步工作考虑如何实现从 MSFG到诊断 BN模型转变的自动化.

参考文献 (References)

[1] Deb S, Pattipati K R, Raghavan V, et al. Multi-signal flow graphs: a novel approach for system testability analysis and fault diagnosis[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 1995, 10(5): 14 - 25

[2] Pearl J. Probabilistic reasoning in intelligence systems: networks of plausible inference[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1988

[3] Przytula KW, Milford R. An efficient framework for the conversion of fault trees to diagnostic Bayesian network models[C]//Proceedings of 2006 IEEE Aerospace Conference. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2006: 1 - 14

[4] Przytula KW, Thompson D. Development of Bayesian diagnostic models using troubleshooting flow diagrams[C]//Proceedings of 2001 SPIE AeroSense. Orlando: SPIE Press, 2001: 110 - 120

[5] Bangs O, Wuillemin P H. Top-down construction and repetitive structures representation in Bayesian networks[C]//Proceedings of the 13th International Artificial Intelligence Research Society Conference. Florida: AAAI Press, 2000: 282 - 286

[6] Lemer U, Parr R, Koller D, et al. Bayesian fault detection and diagnosis in dynamic systems[C]//Proc of the 17th National Conference on AI. Austin: AAAI Press, 2000: 531 - 537

[7] Langseth H, Bangs O. Parameter learning in object-oriented Bayesian networks[J]. Annals of Mathematics and Artificial Intelligence, 2001, 32(1 - 4): 221 - 243

[8] 龚勇,景小宁,陈云翔,等.基于多信号流图的飞控系统实时故障诊断[J].电光与控制, 2006, 13(6): 89 - 92
Gong Yong, Jing Xiaoning, Chen Yunxiang, et al. Real-time fault diagnosis for flight control system based on multi-signal flow graphs[J]. Electronics Optics & Control, 2006, 13(6): 89 - 92 (in Chinese)

(责任编辑:文丽芳)