

文章编号: 1001-0920(2003)05-0568-05

基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化方法

李俭川, 胡鸢庆, 秦国军, 温熙森

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 通过分析设备故障诊断与维修所面临的主要问题以及当前常用诊断策略存在的局限性, 研究基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化方法。提出了适合于表达诊断问题的基于故障假设-观测-维修操作节点的贝叶斯网络结构, 阐述了基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化方法的基本思想和优化算法。该方法综合考虑了多故障、有观测操作以及操作之间有依赖关系等情况。最后通过应用实例, 证实了该方法在信息不确定条件下进行诊断与维修决策的有效性。

关键词: 故障诊断; 贝叶斯网络; 不确定性推理; 概率理论

中图分类号: TP277

文献标识码: A

Optimizing method for fault diagnosis strategy based on Bayesian networks

LI Jian-chuan, HU Niao-qing, QIN Guo-jun, WEN Xi-sen

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National
University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The main problems in device fault diagnosis and maintenance are pointed out. The limitations of existing diagnostic methods to handle these problems are analyzed, and an optimizing method of fault diagnosis strategy using Bayesian networks is presented. The proposed Bayesian networks structure consists of fault hypothesis nodes, observation nodes and maintenance nodes, which is more suitable for fault diagnostic strategy. The optimizing algorithms are given to deal with situations including multi-fault, observation options, and dependent relations. An application example shows that this method is effective to fault diagnosis and maintenance under uncertain and incomplete situation.

Key words: Fault diagnosis; Bayesian networks; Uncertainty reasoning; Probability theory

1 引 言

随着电子工业和先进制造技术的发展, 设备的组成构件越来越多、结构越来越复杂、功能越来越强大、维修保障难度越来越高。无论在军事还是在民用领域, 一个设备的维护维修费用在整个寿命周期费用中都占有相当的比例。故障诊断策略优化的目标是: 寻求以最低的代价和最少的时间恢复设备的正常工作状态的诊断与维修方案, 其实质就是诊断步

骤的优化问题。

在故障诊断领域中, 不确定性问题占多数^[1]。尤其是大型复杂的机电设备, 构件之间及构件内部一般存在很多错综复杂、关联耦合的相互关系, 不确定因素及不确定信息充斥其间, 其故障可能表现为多故障、关联故障等复杂形式。同时, 在故障诊断与维修决策过程中往往涉及通过各种途径获得的大量原始观测数据或历史积累信息, 并包含一些与设备故

收稿日期: 2002-04-18; 修回日期: 2002-11-08。

作者简介: 李俭川(1975—), 男, 四川隆昌人, 博士生, 从事状态监控与故障诊断、贝叶斯网络与人工智能的研究; 温熙森(1946—), 男, 江苏常熟人, 校长, 教授, 博士生导师, 从事状态监控与故障诊断、可靠性试验技术等研究。

障诊断相关的观测操作、维修操作、提问、操作代价等信息。因此, 复杂设备故障诊断策略优化所面临的主要是如何从不确定、多源异类信息中获得最终的故障原因。

为指导故障诊断步骤的合理排序, 提高故障诊断效率, 国内外学者进行了深入研究, 提出了很多行之有效的理论和方法^[1,2]。从推理模型看, 主要有故障树、决策树、马尔柯夫可靠性模型、信息模型、有向图模型、概率因果网络、神经网络、规则推理模型。所有方法都遵守“最小代价”原则, 具体目标都一致: 故障的发现率和定位率最高, 所用诊断时间最短, 搜索成本最低。这些方法在一定程度上满足了故障诊断策略优化的要求, 在设备故障诊断与维修中取得了广泛的应用。但从总体上看, 这些决策模型和方法存在或多或少的局限, 主要表现在: 不确定性处理能力有待提高, 多源信息表达与融合能力相对较弱。

近十几年备受关注的贝叶斯网络对于解决复杂系统不确定因素引起的故障具有很大的优势, 被认为是目前不确定知识表达和推理领域最有效的理论模型之一^[2~4]。

2 贝叶斯网络

贝叶斯网络是一种基于网络结构的有向图解描述, 是人工智能、概率理论、图论、决策理论相结合的产物。它用具有网络结构的有向图表达各个信息要素之间的关联关系及影响程度, 用节点变量表达各个信息要素, 用连接节点之间的有向边表达各个信息要素之间的关联关系, 用条件概率表达各个信息要素之间的影响程度^[2,4]。

贝叶斯网络具有如下主要特性^[2~4]:

1) 贝叶斯网络本身是一种不确定性因果关联模型。贝叶斯网络与其他决策模型不同, 它本身就是将多元知识图解可视化的一种概率知识表达与推理模型, 更为贴切地蕴涵了网络节点变量之间的因果关系及条件相关关系^[5]。

2) 贝叶斯网络具有强大的不确定性问题处理能力。贝叶斯网络用条件概率表达各个信息要素之间的相关关系, 能在有限的、不完整、不确定的信息条件下进行学习和推理。

3) 贝叶斯网络能有效地进行多源信息表达与融合。贝叶斯网络可将与故障诊断与维修决策相关的各种信息纳入网络结构中, 按节点的方式统一进行处理, 能有效地按信息的相关关系进行融合。

贝叶斯网络的上述主要特性与故障诊断策略优化的要求具有内在的一致性, 适合于多源异类、不确

定性信息条件下的知识表达和推理, 适合于表达与设备故障诊断与维修决策有关的观测操作、维修操作、提问和操作代价等信息。

2.1 贝叶斯网络的数学描述

一个贝叶斯网络是一个有向无环图(DAG), 由代表变量的节点及连接这些节点的有向边构成。一个简单的贝叶斯网络示例(略去了条件概率)如图1所示。

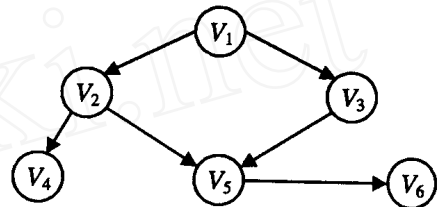


图1 贝叶斯网络结构示例

用符号 $B(G, P)$ 表示一个贝叶斯网络, $B(G, P)$ 由以下两部分构成:

1) 一个具有 N 个节点的有向无环图 G 。图中的节点代表随机变量, 节点间的有向边代表节点间的相互关联关系。节点变量可以是任何问题的抽象, 如设备部件状态、测试值、观测现象、意见征询等。贝叶斯网络规定图中的每个节点 V_i 条件独立于由 V_i 的父节点给定的非 V_i 后代节点构成的任何节点子集。也就是说, 如果用 $A(V_i)$ 表示非 V_i 后代节点构成的任何节点子集, 用 $\Pi(V_i)$ 表示 V_i 的直接双亲节点, 则 $I(V_i, A(V_i) | \Pi(V_i))$ 的意义为

$$p(V_i | A(V_i), \Pi(V_i)) = p(V_i | \Pi(V_i)) \quad (1)$$

2) 一个与每个节点相关的条件概率表 P 。条件概率表可以用 $p(V_i | \Pi(V_i))$ 描述, 它表达了节点同其父节点的相关关系——条件概率。没有任何父节点的节点条件概率为其先验概率。

贝叶斯网络结构和参数都可通过样本数据进行学习而获得, 并可在不完整数据条件下进行; 另外, 可将专家经验知识直接转化为网络结构并估计条件概率参数^[5,6]。

2.2 应用贝叶斯网络进行概率推理

贝叶斯网络推理就是利用其表达的条件独立性, 根据已有信息快速计算待求概率值的过程。用贝叶斯网络表达设备的故障诊断问题, 就是利用一些故障征兆快速计算故障原因概率信息的过程, 当然还可同时获得其他节点变量的概率信息。目前主要的推理算法有4类: 多树传播算法、团树传播算法、图约减算法和组合优化算法^[3,7]。

尽管贝叶斯网络以其坚实的概率理论基础及其有效性而被认为是目前最好的不确定推理方法之一,但任意复杂结构的贝叶斯网络推理计算是 NP-难的。因此,对贝叶斯网络推理的研究中心已转向了近似推理算法的研究,目前已提出了多种近似推理算法^[5,7,8]。

2.3 基于故障假设-观测-维修操作节点的结构

为使模型更适合于表达故障诊断与维修决策问题,本文提出了基于故障假设-观测-维修操作节点的网络结构,将获取与设备诊断决策有关的信息(包括观察、测试、人机交互提问等)作为观测操作节点,用一致的方式进行处理;将修理或替换部件的操作作为维修操作节点,这些节点的概率信息直接反映维修操作排除设备故障的可能性大小。

故障诊断策略优化就是根据当前的信息,通过概率推理获得最佳的操作建议,直到排除设备故障。

3 故障诊断策略优化算法

仅获得节点的概率信息并不能保证诊断的步骤是最优的,因为诊断与维修要考虑的一个重要问题是代价问题,因此,对网络的观测操作节点和维修操作节点应该考虑代价问题。

3.1 期望诊断代价分析

在故障诊断过程中通常要考虑代价的因素主要有:1)时间 T ,即操作或提问获得结果的时间,一般用分度量;2)风险 R ,指修理或测试操作可能对设备造成的损坏或其他损坏;3)费用 M ,用于测试或修理操作的费用;4)影响 I ,操作或提问造成的负面影响,例如提问造成用户的反感甚至不合作。通常,可将上述 4 个因素合并表达为代价函数^[6]

$$C = \alpha T + \beta R + \gamma M + \delta I \quad (2)$$

对于风险和影响,可以用整数进行度量,通常确定为 0~10 之间的值。对于权重 α, β, γ 和 δ ,可由领域专家确定。

为便于研究,首先提出以下假设:

- 1) 单故障假设,即假设设备故障是由单一故障引起的;
- 2) 无观测操作,即在设备诊断与维修步骤中不考虑有观测操作的情况;
- 3) 操作独立,即每个诊断操作步骤与其他操作无关。

在以上假设条件下,可以获得最优算法^[6]。当假设不满足时,算法可能不是最优的,但仍然可以以次优的步骤完成诊断任务。当考查一个故障诊断与维修方案的优劣时,可采用期望诊断代价(ECD)进行

衡量。期望诊断代价是指排除设备故障时,所采用的诊断与维修步骤所产生代价的期望值。

假设有 k 个维修操作 A_1, A_2, \dots, A_k , 维修操作 A_i 的代价为 C_i^A , 可以以概率 P_i 排除设备故障。如果在每次操作后都观测设备是否正常工作(代价 C^O), 则维修操作序列 A_1, A_2, \dots, A_k 的期望诊断代价为^[6,9]

$$\begin{aligned} ECD(A_1, A_2, \dots, A_k) = & (C_1^A + P_1 C^O) + ((1 - P_1)C_2^A + P_2 C^O) + \\ & ((1 - P_1 - P_2)C_3^A + P_3 C^O) + \dots + \\ & ((1 - P_1 - P_2 - \dots - P_{k-1})C_k^A + P_k C^O) = \\ & \sum_{j=1}^k \left[\left(\prod_{i=1}^{j-1} (1 - P_i) \right) C_j^A + P_j C^O \right] \end{aligned} \quad (3)$$

首先执行维修操作 A_1 , 然后观测设备是否正常工作。以 P_1 的概率发现设备正常工作, 代价为 C^O ; 以 $1 - P_1$ 的概率发现设备不能正常工作, 执行维修操作 A_2 , 然后观测设备是否正常工作。以 P_2 的概率发现设备正常工作, 代价为 C^O 。如此继续下去, 直到设备工作状态恢复正常。

显然, ECD 值最小的序列是最优的诊断步骤。假设在维修过程中首先选择执行维修操作 A_{i+1} , 当不能排除故障时再执行维修操作 A_i , 则 ECD 的变化值为

$$\begin{aligned} ECD(A_1, A_2, \dots, A_k) - \\ ECD(A_1, \dots, A_{i-1}, A_i, A_{i+1}, \dots, A_k) = \\ P_{i+1} C_i^A - P_i C_{i+1}^A \end{aligned} \quad (4)$$

要使维修操作序列 A_1, A_2, \dots, A_k 比 $A_1, \dots, A_{i-1}, A_i, A_{i+1}, \dots, A_k$ 的代价更低的条件是式(4)的值小于 0, 即

$$P_i / C_i^A > P_{i+1} / C_{i+1}^A \quad (5)$$

因此, 在诊断与维修过程中进行步骤选择时, 总是首先选择比率 P_i / C_i^A 最高的维修操作。比率 P_i / C_i^A 定义为维修操作 A_i 的操作效率。

在故障诊断与维修过程中不可避免地会进行一些观测操作, 以获得与设备故障有关的进一步信息, 加快诊断的速度或降低诊断代价。假设在诊断过程中有 m 个未执行的观测操作 O_1, O_2, \dots, O_m , 其代价依次为 $C_1^O, C_2^O, \dots, C_m^O$ 。假设 O_i 有 r_i 个取值状态, 用 $O_i = k$ 表示 O_i 取第 k 个状态。用 $ECD(e)$ 表示不考虑观测时的维修操作序列的期望诊断代价值, 其中 e 表示当前证据集; 用 $ECO(e, O_i)$ 表示先执行观测操作 O_i 的期望诊断代价, 则

$$ECO(e, O_i) =$$

$$C_i^O + \sum_{k=1}^{r_i} p(O_i = k | e) \text{ECD}(O_i = k, e) \quad (6)$$

如果对于所有的观测操作 O_i , 都有 $\text{ECD}(e) < \text{ECO}(e, O_i)$ 时, 则无需考虑观测操作; 否则, 应先执行 $\text{ECO}(e, O_i)$ 最小的观测操作 O_i , 记为

$$O_{ob} = \min_{O_i} [\text{ECO}(e, O_i)]$$

对于多故障情况及操作步骤之间存在依赖关系时, 在每步操作后用新获得的信息更新各个操作的概率信息^[4]。

3.2 故障诊断策略优化算法

基于贝叶斯网络模型的设备故障诊断优化策略是: 首先基于贝叶斯网络模型推理获得各个操作的概率信息, 然后基于代价分析获得下一步要进行的最佳步骤。当执行一个步骤后, 网络利用获得的新信息重新计算获得各个故障原因的的概率信息, 如此反复, 直到排除设备故障。

根据以上分析, 在综合考虑多故障、观测操作、操作之间的依赖关系时, 基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化算法可表述如下:

1) 将未执行的维修操作和观测操作分别放置于未执行维修操作集 U_A 和未执行观测操作集 U_O 中;

2) 如果 U_A 为空, 诊断失败, 结束; 否则根据当前信息, 应用 DBN 推理获得各个操作(除已经获得结果的操作)的概率信息, 将 U_A 中维修操作步骤按照操作效率高低排序, 计算该维修操作序列的期望诊断代价 $\text{ECD}(e)$;

3) 如果 U_O 为空, 则执行 U_A 中操作效率最高的维修操作, 转 5); 否则对于 U_O 中所有观测操作 O_i , 计算其期望诊断代价 $\text{ECO}(e, O_i)$;

4) 选择期望诊断代价最小的观测操作 O_{ob} , 如果 $\text{ECD}(e) > \text{ECO}(e, O_{ob})$, 则执行观测 O_{ob} , 将 O_{ob} 从 U_O 中去除, 转 2);

5) 观测设备是否恢复正常的工作状态, 如果设备工作正常, 则终止诊断; 否则将已执行的维修操作从 U_A 中去除, 并收集操作所产生的新信息, 然后转 2)。

在设备的故障诊断与维修过程中, 还应考虑以下情况:

1) 维修人员暂时不执行建议的操作(称之为延迟操作)情况;

2) 当诊断操作步骤的代价存在依赖性时, 算法将有大的修改。

4 应用实例分析

在某型飞机机载设备——变流器的故障诊断系统中, 先应用贝叶斯网络方法建立了设备故障诊断模型; 然后, 应用 Monte-Carlo 仿真实验方法, 根据各种故障模式的概率随机产生了 1 000 个故障样本(单故障、2 个故障同时发生、3 个故障同时发生情况各 950 个、45 个、5 个), 应用本文给出的贝叶斯网络故障诊断策略优化算法进行诊断, 同时应用随机故障诊断策略(以随机的顺序进行诊断)、静态故障诊断策略 1(按照观测操作和维修操作代价由低到高的顺序执行)、静态故障诊断策略 2(按照观测操作和维修操作概率由高到低的顺序执行)、全知故障诊断策略(预先知道故障, 并直接进行修理)对故障样本进行诊断。

结果用直方图表达(如图 2 所示), 从前往后依次是随机诊断策略、静态诊断策略 1、静态诊断策略 2、基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化算法、全知诊断策略的诊断代价统计结果。该图直观显示: 除全知诊断策略外, 基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化算法以低代价排除故障的实例远比随机诊断策略和静态诊断策略多。各个诊断决策策略的诊断代价的平均值依次为 440 min, 318 min, 297 min, 235 min, 182 min。试验结果显示, 应用基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化算法进行诊断的代价最接近于应用全知诊断策略进行诊断的代价, 并远远优于其他 3 种诊断决策策略。

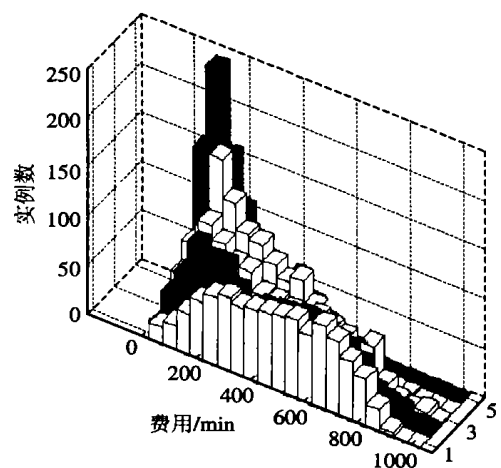


图 2 5 种诊断策略的诊断结果

5 结 语

贝叶斯网络具有坚实的理论基础, 在处理故障诊断领域中广泛存在的不确定性、多源异类信息时具有很强的能力, 推理结果具有说服力。分析表明,

基于贝叶斯网络的故障诊断策略优化方法在加快设备故障诊断速度、降低故障诊断费用方面具有明显的优势。基于该方法的故障诊断与维修决策系统已经在空军某修理厂运行1年。应用结果表明,该系统在机载设备的维修中,有效提高了维修效率,缩短了维修周期。相信这种方法可以在故障诊断领域中得到更为广泛的应用。

参考文献(References):

- [1] 刘刚, 杨世风, 马跃进, 等. 设备故障诊断步骤优化的研究[J]. 农业工程学报, 1997, 13(12): 125-129.
- [2] Stephenson T A. An introduction to Bayesian network theory and usage[R]. Switzerland: D I A P-RR 00-03, Dale M olle Institute, 2000.
- [3] Lepar V, Shenoy P P. A comparison of lauritzen and spiegelhalter, hugin and shafer and shenoy architectures for computing marginals of probability distributions[A]. *The Proc of the 14th Conf on Uncertainty in Artificial Intelligence* [C]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1998 328-337.
- [4] Bresnick T A, Buede D M, Tam an J A. Introduction to Bayesian networks[A]. *The 66th MORS Symposium* [C]. California: Naval Postgraduate School Monterey, 1998 23-25.
- [5] Breese J S, Heckeman D. Decision-theoretic troubleshooting: A framework for repair and experiment[A]. *Proc 12th Conf on Uncertainty in Artificial Intelligence* [C]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1996 124-132.
- [6] Heckeman D, Breese J, Rommelse K. Decision-theoretic troubleshooting[J]. *Communications of the ACM*, 1995, 38(3): 49-57.
- [7] Coper G F. The computational complexity of probabilistic inference using Bayesian belief networks[J]. *Artificial Intelligence*, 1990, 42(2-3): 393-405.
- [8] Poole D. A verage-case analysis of a search algorithm for estimating prior and posterior probabilities in Bayesian networks with extreme probabilities [A]. *Proc 13th Int J Conf on Artificial Intelligence* [C]. France, 1993 606-612.
- [9] Skaanning C, Jensen F V, Kjaerulff U. Printer troubleshooting using Bayesian networks[A]. *Industrial and Engineering Applications of Artificial Intelligence and Expert Systems (IEA /A IE) 2000* [C]. New Orleans, 2000 101-108.

(上接第 554 页)

参考文献(References):

- [1] 夏凯, 陈崇端, 洪涛, 等. 补偿机器人定位误差的神经网络[J]. 机器人, 1995, 17(3): 171-176.
(Xia K, Chen C D, Hong T, et al. Neural networks for compensation of robot positioning errors[J]. *Robot*, 1995, 17(3): 171-176.)
- [2] Veitschegger W K, Wu Chihaur. Method for calibration and compensating robot kinematic errors [A]. *IEEE Proc of Int Conf on Robotics and Automation* [C]. New York: IEEE, 1987. 39-44.
- [3] Narendra K S, Parthasarathy K. Identification and control for dynamic systems using neural networks [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1990, 1(1): 4-27.
- [4] 陈默子. 人工神经网络在机械手动力学辨识和位置控制中的应用[J]. 机器人, 1993, 15(5): 33-38.
(Chen M Z. Application of neural networks in kinetic identification and position control of manipulators [J]. *Robot*, 1993, 15(5): 33-38.)
- [5] Wu Chiaju, Huang Chinghuo. Back-propagation neural networks for identification and control of a direct drive robot[J]. *J of Intelligent and Robotic Systems: Theory & Applications*, 1996, 16(1): 45-64.
- [6] 孙增圻, 张再兴, 邓志东. 智能控制理论与技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 1997.
- [7] 何玉彬, 李新忠. 神经网络控制技术及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2000.