

# 具有自学习功能的贝叶斯融合故障诊断方法<sup>\*</sup>

周忠宝<sup>1</sup>, 马超群<sup>1</sup>, 董豆豆<sup>2</sup>, 周经伦<sup>2</sup>

(1. 湖南大学工商管理学院, 长沙 410082; 2. 国防科学技术大学信息系统与管理学院, 长沙 410073)

**摘要:** 大型设备自身的复杂性、设备的个体差异及工作环境的影响,使设备的故障知识呈现一定的独特性,获取故障知识变得更为困难,针对上述问题,设计了一种能自动更新故障知识的故障诊断方法。该方法采用贝叶斯技术,融合专家的经验知识与设备自身的独特性故障知识,利用故障决策树对单层次和多层次的设备故障进行诊断;最后,给出一个实例证实此方法在实际工程中的简洁性与有效性。该方法已运用于某大型装备的故障诊断中,取得了良好效果。

**关键词:** 贝叶斯融合; 故障诊断; 决策树; 自学习; 多层次故障

**中图分类号:** TP18      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2010)05-1764-03

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2010.05.045

## Auto-study diagnosis method based on Bayesian fusion

ZHOU Zhong-bao<sup>1</sup>, MA Chao-qun<sup>1</sup>, DONG Dou-dou<sup>2</sup>, ZHOU Jing-lun<sup>2</sup>

(1. School of Business Administration, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. School of Information System & Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

**Abstract:** It is difficult for experts to obtain fault knowledge for large equipment because of its complexity, speciality and different working environment. In order to overcome this difficulty, this paper designed a kind of diagnosis method based on Bayesian fusion theory, which could update fault knowledge automatically through fusing experts' knowledge and equipment special fault knowledge. Then how to apply it to the diagnosis process of single and multiple layer failure modes for complex large equipment was showed. At last, validated the conciseness and efficiency of this new diagnosis method in real engineering works by an example.

**Key words:** Bayesian fusion; fault diagnosis; decision tree; auto-study; multilayer fault mode

## 0 引言

由于设备的复杂性、设备的个体差异性以及设备使用环境的不同,即使同型设备的故障知识也呈现出不同;而且,费用和安全的限制也使人们不能对大型设备进行多次试验,设备的故障样本表现为小子样特点<sup>[1,2]</sup>。因此,在进行故障诊断方法的设计和选取时,需要考虑故障样本为小子样的特点,跟踪大型设备使用时的故障情况,不断去更新和修正故障知识。

当前,许多技术可用来进行设备故障诊断,其中,采用较多的是神经网络技术<sup>[3,4]</sup>。利用神经网络技术时,需要大量的故障样本,且必须准确获取故障的征兆参数<sup>[5]</sup>,但是,大型设备的许多组件都是模块化设计或电子产品,难以监测状态,所以,对于一些特定的、初期使用的大型设备,采用神经网络技术进行故障诊断还存在着一定的局限。在文献[6]中,专家系统采用了规则推理的方法进行故障诊断,而规则的置信度通常由专家初始设定,不能根据设备的实际特性去动态更新故障知识,因此,对于系统的动态变化,推理所用的规则也需要不断动态更新。

研究在小子样故障样本情况下的故障诊断方法具有重要的意义。贝叶斯技术<sup>[7]</sup>能有效处理小子样问题,将该技术用

到故障诊断上,可以融合设备的先验故障知识和现场的故障信息,进而去动态修正设备的故障知识。基于这种思想,本文针对大型设备故障诊断的实际特点,为获取设备本身或使用环境造成的、独特的故障知识,设计了一种基于贝叶斯融合技术的、具有自学习功能的故障诊断方法。这种方法结合了故障诊断专家的先验知识,由当前不断得到的故障诊断案例去修正故障知识,使故障知识不断向精确逼近。但这种方法并不局限于小子样故障情况下设备故障诊断,利用现场故障信息,采用方法中的贝叶斯融合技术也可对基于规则的诊断知识进行不断的修正。

## 1 单层故障诊断问题的描述

单层故障是指故障现象与对应的故障原因之间只有一个层次的故障。目前,许多大型设备都有相应的故障手册,它包含了关于故障的知识及处理故障的预案,而且,都按照单层故障的方式进行描述。故障手册的格式通常如表 1 所示。

显然,在表 1 中所描述的单层故障知识只是关于故障情况的简单罗列,而不包含设备故障本身特征所导致的差异性故障知识,也不包含环境因素对设备影响所形成的故障知识。

**收稿日期:** 2009-09-02; **修回日期:** 2009-11-11      **基金项目:** 国家杰出青年科学基金资助项目(70825006);国家自然科学基金资助项目(70901024)

**作者简介:** 周忠宝(1977-),男,山东齐河人,副教授,博士,主要研究方向为可靠性工程、系统优化、金融工程与风险管理(Z. B. Zhou@163.com);马超群(1963-),男,湖南汨罗人,教授,博导,主要研究方向为管理系统工程、金融工程与风险管理;董豆豆(1976-),男,河南焦作人,工程师,博士,主要研究方向为系统安全风险监控;周经伦(1955-),男,湖南湘潭人,教授,博导,主要研究方向为系统工程理论与方法。

表 1 设备故障手册中故障知识的表示方式

故障名称	故障原因	故障预案
故障 A	1) 故障原因 A <sub>1</sub>	处理办法
	2) 故障原因 A <sub>2</sub>	
	3) 故障原因 A <sub>3</sub>	
...	...	...

由于手册中的知识过于笼统和粗糙,采用这种故障知识手册对故障设备并不能进行高效快速的诊断。对于单层次的故障,可以利用故障手册建立设备的故障规则表,从而实现对单层次故障的描述。故障规则表比故障手册包含更丰富的知识,下面对单层次故障规则表的建立进行说明。

首先,将设备故障手册中的故障知识表示成如表 2 所示的格式。在表 2 中,有几个关键的属性,即置信度、故障原因次数、故障次数。其中:置信度由故障专家根据经验给出;故障原因次数的含义为当某故障(如故障 A)出现时,相应故障原因出现的次数;故障次数的含义为某种故障(如故障 A)出现的总次数。

表 2 根据故障手册所建立的故障规则表

故障名称	故障原因	故障预案	置信度	故障原因次数	故障次数
故障 A	故障原因 A <sub>1</sub>	处理办法 B <sub>1</sub>	0.33	0	0
故障 A	故障原因 A <sub>2</sub>	处理办法 B <sub>2</sub>	0.33	0	0
故障 A	故障原因 A <sub>3</sub>	处理办法 B <sub>3</sub>	0.33	0	0
...	...	...	...	...	...

设备运行一段时间后,表 2 所示的故障规则表可更新为表 3 所示的故障规则表。

表 3 设备运行一段时间经过更新后的故障规则表

故障名称	故障原因	故障预案	置信度	故障原因次数	故障次数
故障 A	故障原因 A <sub>1</sub>	处理办法 B <sub>1</sub>	0.33	6	10
故障 A	故障原因 A <sub>2</sub>	处理办法 B <sub>2</sub>	0.33	2	10
故障 A	故障原因 A <sub>3</sub>	处理办法 B <sub>3</sub>	0.33	2	10
...	...	...	...	...	...

## 2 具有自学习功能的贝叶斯融合故障诊断方法

为了利用故障案例所蕴涵的知识对已有的故障知识进行更新,本文设计了一种具有自学习功能的贝叶斯融合故障诊断方法,可以在以前专家的经验知识之上融合当前出现的故障案例知识,从而实现故障知识的更新。

首先给出贝叶斯融合方法的推导过程。设故障模式 A 所对应的故障原因有 n 种,记为 A<sub>1</sub>, A<sub>2</sub>, ..., A<sub>n</sub>。在投入运行之前,根据专家知识判断各种故障原因的先验概率,由此构造离散型随机变量 Y,其分布律为

$$P(Y=A_i) = \theta_i; i=1, \dots, n \quad (1)$$

式(1)表示:当故障模式 A 出现时,其故障原因为 A<sub>i</sub> 的先验概率为  $\theta_i$ ,记  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_n)$ 。显然有  $\sum_{i=1}^n \theta_i = 1$ 。

设  $\theta_i$  的验前分布为 Beta 分布(值得注意的是,对于验前分布的不同假设将会得出不同的估计),即

$$\pi(\theta_i) = Be(\theta_i; a_i, b_i) = \begin{cases} \frac{\Gamma(a_i + b_i)}{\Gamma(a_i)\Gamma(b_i)} \theta_i^{a_i-1} (1 - \theta_i)^{b_i-1} & \text{当 } 0 < \theta_i < 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

则  $\theta$  的验前分布为

$$\pi(\theta) = \prod_{i=1}^n \pi(\theta_i) = \prod_{i=1}^n Be(\theta_i; a_i, b_i)$$

其中,参数  $a_i, b_i$  由验前信息得到,即若专家知识给出各故障原因的先验概率为

$$(\theta_1^0, \theta_2^0, \dots, \theta_n^0)$$

则

$$a_i = \frac{\theta_i^0}{\sum_{i=1}^n \theta_i^0}; b_i = 1; i=1, \dots, n$$

若设备投入运行后,出现了若干次故障模式 A,经过诊断得知故障原因 A<sub>i</sub> 的出现情况为  $x = (x_1, \dots, x_n)$ 。其中: $x_i$  表示由故障原因 A<sub>i</sub> 引起故障 A 出现的次数,  $i=1, 2, \dots, n$ 。记  $k = \sum_{i=1}^n x_i$ ,则样本  $x$  在给定  $\theta$  之下的密度函数为

$$f(x|\theta) = \prod_{i=1}^n \theta_i^{x_i} (1 - \theta_i)^{k-x_i}$$

由 Bayes 公式<sup>[8]</sup>可得

$$\pi(\theta|x) = \frac{\pi(\theta)f(x|\theta)}{\int_0^1 \pi(\theta)f(x|\theta) d\theta} = \frac{\prod_{i=1}^n \theta_i^{a_i+x_i-1} (1 - \theta_i)^{b_i+k-x_i-1}}{\int_0^1 \prod_{i=1}^n \theta_i^{a_i+x_i-1} (1 - \theta_i)^{b_i+k-x_i-1} d\theta} = \prod_{i=1}^n \frac{\Gamma(a_i + b_i + k)}{\Gamma(a_i + x_i)\Gamma(b_i + k - x_i)} \theta_i^{a_i+x_i-1} (1 - \theta_i)^{b_i+k-x_i-1}$$

于是,  $\pi(\theta_i|x) \propto \theta_i^{a_i+x_i-1} (1 - \theta_i)^{b_i+k-x_i-1}$ 。

由此得到  $\theta_i$  的 Bayes 估计,即

$$\hat{\theta}_i = E[\pi(\theta_i|x)] = \frac{a_i + x_i}{a_i + b_i + k}$$

特别地,设某故障 A 所对应的故障原因共 n 种。在设备运行之前,设关于各故障原因 A<sub>i</sub> 的先验概率是相同的,即每种故障原因出现的先验概率为 1/n,若设备在运行过程中的故障记录情况为:第 i 种故障原因出现 k<sub>i</sub> 次 ( $i=1, 2, \dots, n$ ),运行期间出现的总的故障次数为 k,即  $\sum_{i=1}^n k_i = k, i=1, 2, \dots, n$ 。设故障原因 A<sub>i</sub> 的后验概率为 d<sub>i</sub>,于是,出现了故障 A 后,其故障原因为 A<sub>i</sub> 的后验概率

$$d_i = (1 + k_i)/(n + k)$$

由于在后面部分要用决策树进行故障诊断,需要确定决策树中各个节点的置信度,不妨将后验概率 d<sub>i</sub> 的值作为故障 A 与故障原因 A<sub>i</sub> 之间的置信度。通过贝叶斯估计方法得到故障原因 A<sub>i</sub> 的后验概率 d<sub>i</sub> 并不满足归一化条件,接下来还需要对故障原因的后验概率进行归一化处理。设故障 A 与故障原因 A<sub>i</sub> 之间所对应的置信度为 c<sub>i</sub> ( $i=1, 2, \dots, n$ ),则故障 A 与故障原因 A<sub>i</sub> 之间的置信度 c<sub>i</sub> 为

$$c_i = d_i / \sum_{i=1}^n d_i$$

通过上面的方法,可根据设备发生的故障案例对以前的专家知识进行融合,得到从过去故障案例学习后,更新了置信度的故障规则表,如表 4 所示。

表 4 通过故障案例学习更新置信度后的故障规则表

故障名称	故障原因	故障预案	置信度	故障原因次数	故障次数
故障 A	故障原因 A <sub>1</sub>	处理办法 B <sub>1</sub>	0.467	6	10
故障 A	故障原因 A <sub>2</sub>	处理办法 B <sub>2</sub>	0.266	2	10
故障 A	故障原因 A <sub>3</sub>	处理办法 B <sub>3</sub>	0.266	2	10
...	...	...	...	...	...

当设备故障时,可以根据更新后的,故障规则表中的置信度进行故障诊断,给出一个可能故障原因的排序。

## 3 多层次故障的诊断

有时设备出现的故障是多层次的,如设备故障时,有的故障原因是由进一步的故障原因引起的,此时,可将这种故障原因作为故障现象,从而整个故障呈现多个层次,将这种故障称为多层次故障。所以,对于多层次故障,在进行故障诊断时,需要进行深层次的故障推理。为了能更清楚地理解多层次故障,

首先给出多层次故障诊断的树型结构,然后说明如何利用决策树进行推理,实现故障诊断。

### 3.1 多层次故障的决策树

简单地讲,多层次故障的故障现象与故障原因构成一个树,以故障现象为树的顶节点,以故障原因为树的中间节点,以基本故障原因为树的底节点。这里举例说明:设故障  $A$  为顶节点,引起  $A$  故障的三个故障原因用节点  $A_1$ 、 $A_2$ 、 $A_3$  表示,而引起  $A_1$  故障的两个基本故障原因用底节点  $A_{11}$ 、 $A_{12}$  表示;而引起  $A_3$  故障的两个基本故障原因用底节点  $A_{31}$ 、 $A_{32}$  表示,从而可以建立如图 1 所示的树型结构。

### 3.2 故障表的建立及故障知识的更新

依据 3.1 节中所建立的树型结构,利用决策树所蕴涵的逻辑关系建立故障规则表,从而完成故障知识学习前的准备,具体可参见表 2 的格式。故障规则表会随设备的使用而不断更新。在设备的使用期间,不断有新的故障案例加入,故障表也不断地丰富。

在录入故障案例后,利用贝叶斯融合方法去动态更新故障置信度,从而实现故障知识的更新。这种故障知识包含了以前故障专家的知识,而且也融合进了设备自身的特性。具体的做法是:在增加故障案例时,根据树的逻辑联系,对故障原因和故障现象进行自行统计。例如,新的故障案例为:发生故障  $A$ ,  $A$  的故障由  $A_1$  造成,而  $A_1$  的故障是由  $A_{11}$  造成。此时可增加故障表中  $A$ 、 $A_1$ 、 $A_{11}$  相应的次数,然后利用贝叶斯融合方法去更新置信度。利用这种方法,即使对于小子样的故障样本,也可以不断获取新的故障知识,从而实现对本样本最大程度的利用。

### 3.3 故障诊断的推理及结果呈现

故障推理的主要思想是:出现故障现象后,根据相应故障原因的置信度进行推理,依据各故障原因置信度的大小,给出一个故障排除建议。由于决策树有多个层次,从而形成多个路径。在图 2 中,列出两条路径如  $(A, A_1, A_{11})$ 、 $(A, A_3, A_{32})$ ,而各个路径对顶节点所对应故障的贡献不同,所以在进行推理时,需制定一个推理的准则。

本文制定的准则是:从顶节点开始,以下一级置信度最大的节点作为下一层搜索的顶点,直至搜索至底节点;最后根据底节点置信度大小进行排序,得出故障诊断的排序。

现举例说明,图 2 中给出了各个节点的置信度。具体的搜索过程是:从  $A$  开始向下一层搜索,由于在下一层节点  $A_1$  的置

信度最大,进而搜索  $A_1$  的下一层节点,比较  $A_{11}$  和  $A_{12}$  两个底故障原因的置信度,得到基于父节点  $A_1$  的故障排序为  $A_{11} > A_{12}$ 。进而,通过搜索整个决策树,最后给出故障排序为  $A_{11} > A_{12} > A_2 > A_{31} > A_{32}$ 。

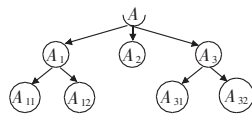


图 1 以顶故障  $A$  建立的树型结构

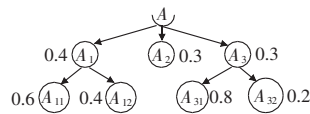


图 2 给出置信度的决策树

## 4 结束语

本文针对大型设备故障诊断的特点,设计了一种基于贝叶斯融合技术的,具有自学习能力的故障诊断方法。该方法能够利用设备的现场故障信息,融合专家的先验知识和设备独特性的故障知识,实现故障知识的自学习。该方法并不局限于小子样故障情况下设备故障诊断,利用现场故障信息,采用方法中的贝叶斯融合技术也可对基于规则的诊断知识进行不断的修正。同时,该方法能对多层次的故障进行诊断,且易于工程实现。该方法已成功运用于某大型装备的故障诊断中,取得了良好效果,为进一步研究存在非确定性逻辑关系及共因故障情形下的故障诊断方法奠定了基础。

### 参考文献:

- [1] 冯静,刘琦,周经伦,等.小子样复杂系统保守可靠性增长模型[J].中国空间科学技术,2004,24(2):59-63.
- [2] 刘琦,周经伦,冯静,等.小子样复杂系统可靠性增长试验评定的 Bayes 方法[C]//Proc of ICRMS.北京:华夏出版社,2004:269-273.
- [3] KAVURI S N, VENKATASUBRAMANIAN V. Neural network decomposition strategies for large scale fault diagnosis [J]. International Journal of Control, 1994, 59(3):767-792.
- [4] RENGASWAMY R, BRAMANIAN V. A fast training neural network and its updation for incipient fault detection and diagnosis [J]. Computers and Chemical Engineering, 2000, 24(2-7):431-437.
- [5] KU W, STORER R H, GEORGAKIS C. Disturbance detection and isolation by dynamic principal component analysis [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1995, 30(1):179-196.
- [6] 陈文伟. 决策支持系统及其开发 [M]. 北京:清华大学出版社, 1994.
- [7] PETER C B. Bayesian model selection and prediction with empirical applications [J]. Journal of Econometrics, 1995, 69(1):289-331.
- [8] 张金槐,唐雪梅. Bayes 方法 [M]. 长沙:国防科技大学出版社, 1990.

(上接第 1742 页)

### 参考文献:

- [1] YANG Qiang. Activity recognition: linking low-level sensors to high-level intelligence [C]//Proc of the 21st International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2009:20-25.
- [2] YIN Jie, YANG Qiang, SHEN Dou, et al. Activity recognition via user trace segmentation [J]. ACM Trans on Sensor Network, 2008, 4(4):1-34.
- [3] TSUKAMOTO, UEDA K. Design of wireless sensor network for multi-point surveillance of a moving target based on the relationship between tracking probability and sensor density [C]//Proc of the 6th Consumer Communications and Networking Conference. 2009.
- [4] COSTELLO C J, WANG I J. Surveillance camera coordination through distributed scheduling [C]//Proc of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference. 2005.
- [5] COSTELLO C J, DIEHL C P, BANERJEE A, et al. Scheduling an ac-

- tive camera to observe people [C]//Proc of the 2nd ACM International Workshop on Video Surveillance and Sensor Networks. 2004:39-45.
- [6] 康波. 视频监控业务管理子系统的软件设计 [D]. 北京:中国科学院软件所, 2008.
- [7] KANSAL A, KAISER W, POTTIE G, et al. Virtual high-resolution for sensor networks [C]//Proc of the 4th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems. 2006:43-56.
- [8] CHRISTOPHER R, WREN U, MURAT ERDEM, et al. Functional calibration for pan-tilt-zoom cameras in hybrid sensor networks [J]. ACM Multimedia Systems Journal, 2006, 12(3):255-268.
- [9] QURESHI F Z, TERZOPOULOS D. Surveillance in virtual reality: system design and multi-camera control [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007:1-8.
- [10] 任雍. 基于人脸检测的自动摄像跟踪系统开发研究 [D]. 北京:中国科学院软件所, 2008.