

# 贝叶斯网络在空间机械臂故障诊断中的应用研究

毛保磊,慕德俊,张慧翔,肖旭,刘建歌

(西北工业大学 自动化学院,陕西 西安 710072)

**摘要:**空间机械臂在空间设施中广泛应用,如何准确快速判断其运行状态成为需要解决的重要问题。文中首先介绍了机械臂在国内外空间设施的应用背景,然后采用基于故障树与贝叶斯网络的故障诊断方法,包括:基于系统组成结构的故障树建模、贝叶斯网络转化、团树传播算法和最大后验估计(MAP)推理结果分析。最后利用单点故障实验和多点故障实验对所提方法进行了验证,结果表明将故障树分析和贝叶斯网络结合应用到空间机械臂故障诊断是有效的、可行的。

**关键词:**空间机械臂;故障诊断;故障树;贝叶斯网络;团树;最大后验估计

中图分类号:TP309

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)08-0027-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.08.007

## Research on Application of Bayesian Network in Fault Diagnosis of Space Manipulator

MAO Bao-lei, MU De-jun, ZHANG Hui-xiang, XIAO Xu, LIU Jian-ge

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:**Space manipulator has been widely used in outer space facilities, how to judge its state fast and correctly is the most important and difficult problem. It introduces the applied background of manipulator in outer space facilities both in China and abroad briefly. Then it illustrates the fault diagnosis procedure combining Bayesian network with fault tree, which includes constructing fault tree model based on system structure, Bayesian network transformation, clique tree propagation and MAP inference result analysis. Finally, verify it with single-point and multi-point fault experiments and demonstrate it is effective and feasible by combining fault tree and Bayesian network in manipulator fault diagnosis.

**Key words:**space manipulator; fault diagnosis; fault tree; Bayesian network; clique tree; MAP

## 0 引言

机械臂系统在空间应用中十分广泛,加拿大制造的17.7米长的机械臂 SSRMS 由7个关节和2个机械臂杆件组成。日本工程试验卫星(ETS-VII)搭载着一个2米长的6自由度的由无刷直流电机驱动的经由地面站遥控操作的机械臂。德国 ROKVISS 系统的灵巧手则包括腕关节,手掌以及手指,总重量3.3kg,手指长度93mm,灵巧手长度340mm。美国国防高级研究计划局的“轨道快车”项目中也采用机械臂进行卫星的抓取和停靠<sup>[1]</sup>。同时国内北京智能机器人研究所则基于模块化和冗余备份技术设计了高可靠性的容错空间机器人。

由于空间环境恶劣以及机械电子设备的使用寿命问题,如何诊断和维护空间机械臂的正常运行也成为工程实践亟需解决的问题。传统的方法是用故障树进行诊断分析。常见的故障树分析对于事件状态要求确定,而且对于故障因果关系要求严格,但是机械臂系统组成比较复杂,一个顶事件的故障可能是由多个底事件故障综合作用产生,而贝叶斯网络对于不确定因果关系的基于概率分析的系统具有更加强大的描述能力,更加适用于表达故障逻辑之间综合作用的关系<sup>[2~5]</sup>。

因此,文中拟在故障树分析的基础上,引入贝叶斯网络对空间机械臂进行故障诊断。

收稿日期:2012-11-05

修回日期:2013-02-20

网络出版时间:2013-04-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60803158);西北工业大学研究生创业种子基金(Z2012120)

作者简介:毛保磊(1987-),男,河南郑州人,硕士,研究方向为嵌入式系统安全与可靠性;慕德俊,教授,研究方向为自动控制和信息安全;张慧翔,副教授,研究方向为模式识别与智能系统。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130422.1727.058.html>

## 1 基于故障树分析的贝叶斯网络故障诊断流程

### 1.1 故障树建模

故障树分析法是以系统最不希望发生的事件作为发生的目标(顶事件),找出系统内可能发生的部件失效、环境变化、人为失误等因素(各种底事件)与系统失效之间的逻辑联系,用倒立树状图形表示出来。根据机械臂系统的构成特点,将引起系统故障原因的各个要素合理划分为顶事件、中间事件和底事件。顶事件为机械臂事件。

图 1 给出了典型的空问机械臂系统故障树模型<sup>[6,7]</sup>,机械臂包括驱动系统、传感器系统、总线通讯系统、执行结构、电源供电系统。

T-控制系统故障;A1-驱动系统故障,A2-传感器系统故障,A3-总线系统故障,A4-执行系统故障,A5-电源系统故障;B1-控制芯片组故障,B2-空问机械臂故障;X1-电动马达故障,X2-输出齿轮泵故障,X5-光电编码盘故障,X6-制动器故障,X7-温度传感器故障,X8-压力传感器故障,X9-视觉传感器故障,X10-电位计传感器故障,X11-总线故障,X12-总线终端故障,X15-机械手故障,X16-充电阵故障,X17-供电阵故障,X18-充电控制器故障,X19-配电箱故障,X20-放电调节器故障。

### 1.2 贝叶斯网络模型

系统的贝叶斯网络可由已有故障树生成。其过程简要描述如下:

将故障树中的所有基本事件对应表达为贝叶斯网络中的根节点;如果故障树中的根节点出现多次,在贝叶斯网络中只需要表达为一个根节点;

将故障树中的各个基本事件的先验概率直接赋值给贝叶斯网络中对应的根节点作为其先验概率;

将故障树中的每个逻辑门都表达为贝叶斯网络中的一个节点,节点标志和状态取值与故障树中的逻辑门输出事件一致;

按照故障树中表达的逻辑门与基本事件的关系连

接贝叶斯网络中的节点,连接节点的有向边方向与故障树中逻辑门的输入输出关系对应;

将故障树中逻辑门的逻辑关系表达为贝叶斯网络中对应节点的条件概率表<sup>[8~11]</sup>。转化后的贝叶斯网络如图 2 所示。

### 1.3 基于团树传播算法的网络推理

通过图 2 所示贝叶斯网络,由团树传播算法的理论可以得到贝叶斯网络对应的团树结构,再经过团结点初始化、信念传播更新团结点并满足全局一致性的要求后,所有的推理过程可以在团树中进行。基于团树传播理论,贝叶斯网络向团树转化的方法如下:

(1)转变为道义图:用道义连接将有共同子节点的父节点连接起来,去掉有向边。

(2)转变为三角图:一旦完成了道义图,就要对原道义图进行三角化。首先要确定一个删除节点的顺序,按照顺序删除的过程中将已删除的节点编号,并将该节点和与其相连接的节点作为团结点。

(3)建立团树:根据上步删除节点顺序,将各个团结点按依赖关系连接起来,得到团树结构<sup>[7,9]</sup>。

确定团树结构之后,推理就在团树中进行。推理过程可分为信念的收集阶段与信念分发阶段,当整个团树结构满足全局一致性后,就能够计算任一节点的故障概率。

### 1.4 推理结果的 MAP 查询

在统计学中,最大后验估计(MAP)是根据经验数据获得对难以观察的量的点估计,使用一个增大的优化目标,将被估计量的先验分布融合到其中。所以最大后验估计可以看作是规则化的最大似然估计。

在贝叶斯网络团树推理得到各节点推理结果后,基于 MAP 的分析方法,建立对推理结果的 MAP 查询。MAP 对结果的分析方法就是将推理后各节点中出现概率最高的状态整合到一起,得到一个多节点的联合概率,在得到多个 MAP 分析结果后,可以进行更加准确的故障结果分析。MAP 方法对结果的分析,是考虑各节点中“最可能”出现的状态,并把这些“最可能”的

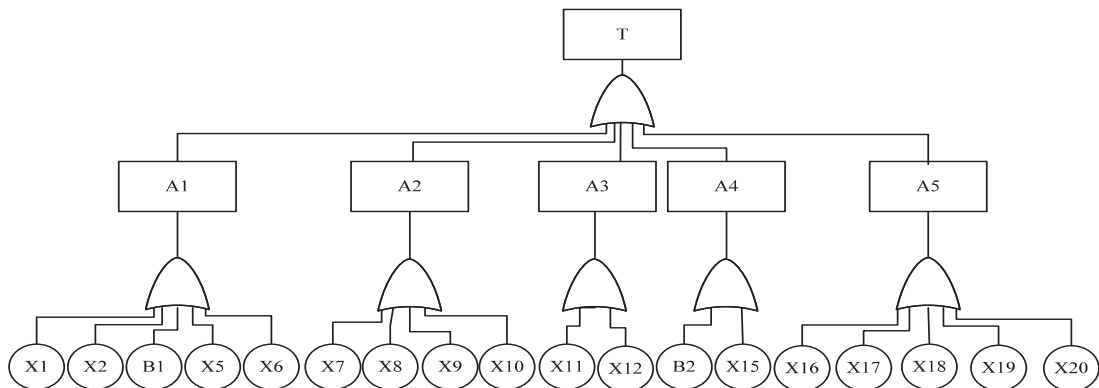


图 1 故障树模型

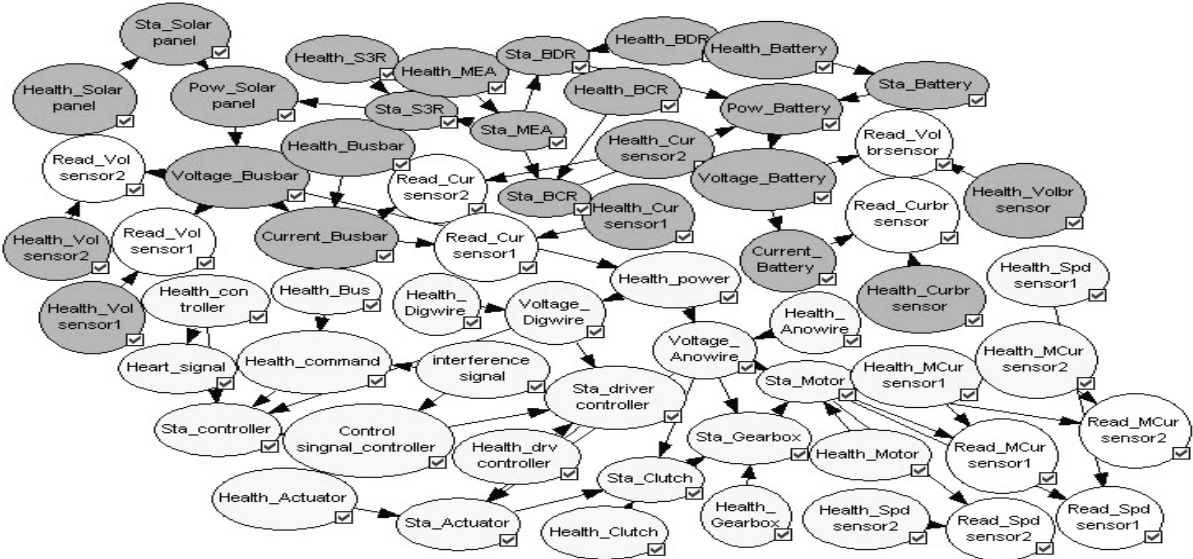


图 2 贝叶斯网络图

状态联系到一起,在网络的全局范围内得到的分析结果<sup>[9]</sup>。

针对上述的团树结果,利用 MAP 的结果分析方法,在给定了一组证据的情况下,计算后即可得出相应节点的 MAP 分析结果。

2 基于机械臂系统的实验验证

实验对机械臂进行故障诊断划分为两个部分:单点故障诊断和多点故障诊断。采用基于团树传播算法的贝叶斯网络推理,其推理结果利用 MAP 查询分析方法,得出诊断结果。

2.1 单个部件故障诊断

在整个机械臂系统中,传感器是每个系统采集数据的主要通道,对于系统决策起着至关重要的作用。而且,传感器节点在贝叶斯网络中,是一类提供数据的证据节点,对整个网络的推理有着重要影响,如果传感器发生故障,其提供的证据也是不可信的,这样的证据用于贝叶斯推理后,会造成“误诊断”。因此,传感器的故障与否直接关系着贝叶斯网络推理结果的正确性<sup>[12]</sup>。

在保证了传感器提供正确证据的前提下,进行其余部件的故障诊断是合理的。传感器提供的数据直接反映了与之相关联的部件的状态,这样就可以由证据节点提供的部件的各类信息进行诊断推理,当提供的证据足够多时,诊断结果的概率越接近于部件的真实状态。这里,给定证据  $P = \{ \{ \text{母线电压传感器 1: 额定电压} \}, \{ \text{母线电压传感器 2: 额定电压} \}, \{ \text{母线电流传感器 1: 额定电流} \}, \{ \text{母线电流传感器 2: 弱电流} \} \}$ , 用贝叶斯网络中的节点状态来表示即为:

$P = \{$   
Current evidence (4 nodes):

Read\_Cursensor1 (R\_C1) Steadstate\_current  
Read\_Cursensor2 (R\_C2) Weak\_current  
Read\_Volsensor1 (R\_V1) steadstate\_voltage  
Read\_Volsensor2 (R\_V2) steadstate\_voltage  
 $\}$

在给定该证据的前提下,基于团树传播算法对贝叶斯网络进行全局推理,对推理结果应用 MAP 分析方法,首先将与母线相关的节点全部选入概率集中,计算 MAP 值,再剔除母线电流传感器 2 节点,计算另一个 MAP 值。由(1)得到,在各节点状态中,母线电流传感器 2 节点的状态为锁闭低电流故障状态(stuck-low),其概率为 0.834,而其余节点都为正常状态。由(2)可得,在不包含母线电流传感器 2 节点时,母线电压为额定电压、母线电流为额定电流、其余母线电压电流传感器健康的概率几乎为 1。由(1),(2)的计算结果就可以得出,本次诊断中,母线电流传感器 2 故障。若在接下来的几次数据采集,传感器的数据与以上证据相同,则可以做出推断:母线电流传感器 2 故障。同理,其他部件的故障的诊断过程亦然。

$$\begin{aligned} & \text{MAP}(V\_B, C\_B, H\_C1, H\_C2, H\_V1, H\_V2) = \\ & P(V\_B = \text{steadstate\_voltage}, C\_B = \\ & \text{steadstate\_current}, H\_C1 = \text{healthy}, H\_C2 = \\ & \text{stuck\_low}, H\_V1 = \text{healthy}, H\_V2 = \text{healthy}) = \\ & 0.833912420279775 \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned} & \text{MAP}(V\_B, C\_B, H\_C1, H\_V1, H\_V2) = \\ & P(V\_B = \text{steadstate\_voltage}, C\_B = \\ & \text{steadstate\_current}, H\_C2 = \text{healthy}, H\_V1 = \\ & \text{healthy}, H\_V2 = \text{healthy}) = 0.999773916722971 \end{aligned} \tag{2}$$

2.2 多点故障诊断

由于环境的复杂性与不确定性,空间机械臂系统不但存在单点故障,同时也存在多点联发性故障。本



节的多点故障诊断将传感器故障诊断与部件故障诊断整合到一起,以电源子系统中蓄电池组和驱动子系统电机电流传感器、转速传感器为例,在给定证据  $R = \{\{\text{母线电压传感器 1:额定电压}\}, \{\text{母线电压传感器 2:额定电压}\}, \{\text{母线电流传感器 1:额定电流}\}, \{\text{母线电流传感器 2:额定电流}\}, \{\text{电机电流传感器 1:额定电流}\}, \{\text{电机电流传感器 2:低电流}\}, \{\text{电机转速传感器 1:额定转速}\}, \{\text{电机转速传感器 2:高转速}\}\}$  情况下,完成多点故障诊断推理,并对诊断结果采用 MAP 分析方法。

基于给定证据  $R$ ,在全局贝叶斯网络上基于团树传播算法推理,经过全局推理后,得到节点信息。现将与证据有关的相关网络节点全部选入节点集中,确定各节点“最可能”状态。再将节点集中故障状态节点全部剔除,计算剔除所有故障状态节点后的 MAP 值,即可确定多点故障的故障节点。分析过程如下:

首先在给定证据  $R$  的情况下,对所有相关节点计算 MAP 值。经过计算(3)后,得到的各节点状态如表 1 所示。

然后去除所有异常状态节点,计算其余节点的 MAP 值。计算过程如(4)所示。在去除了节点集中异常状态的节点后,其余节点均为正常状态的概率高达 0.807。

$$\begin{aligned} &\text{MAP}(\text{Current\_Battery}, \cdots, \text{Voltage\_Battery}) = \\ &P(\text{Current\_Battery} = \text{Weak\_cur}, \cdots, \text{Voltage\_Battery} = \\ &\text{Weak\_voltage}) = 0.250344293023897 \end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{aligned} &\text{MAP}(\text{Health\_Curbrsensor}, \cdots, \text{Sta\_Motor}) = \\ &P(\text{Health\_Curbnsensor} = \text{healthy}, \cdots, \text{Sta\_Motor} = \\ &\text{Ratedspeed}) = 0.806541927367516 \end{aligned} \tag{4}$$

表 1 多点故障诊断推理结果

MAP Node	State	MAP Node	State
Health_Curbnsensor	Healthy	Sta_Motor	Ratedspeed
Health_MCursensor1	Healthy	Voltage_Battery	Weak_voltage
Health_MCursensor2	stuck_low	Current_Battery	Weak_cur
Health_Spdsensor1	Healthy	Health_Battery	Partdamage
Health_Spdsensor2	stuck_high	Sta_BCR	Normal_working
Health_Volbrsensor	Healthy	Sta_BDR	Normal_working
Sta_Battery	Fault	Pow_Battery	nopower_output

由此推断,在剔除异常状态节点后,其余节点无故障现象,工作正常。在本次诊断中,所有异常节点均存在故障,对故障节点的分析得到的故障集如表 2 所示。

表 2 多点故障诊断结果

故障节点	节点所属分系统	故障状态
蓄电池组	电源分系统	部分损坏
电机电流传感器 2	驱动分系统	锁闭低电流
电机转速传感器 2	驱动分系统	锁闭高转速

若在接下来的几次数据采集集中,所给定证据不变,可得出结论,上述故障存在。

3 结束语

单点和多点故障诊断的实验表明将故障树分析和贝叶斯网络结合应用到空间机械臂故障诊断是有效的和可行的。如何改进此方法,并在实践中获得良好效果将是以后的工作重点。

参考文献:

[1] Ni F L, Jin M H, Wang H L. Joint Fault-tolerant Design of the Chinese Space Robotic Arm [C]//Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Information Acquisition. Weihai, China: [s. n.], 2006.

[2] 王广彦, 马志军, 胡起伟. 基于贝叶斯网络的故障树分析[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(6): 78-83.

[3] 徐章遂, 方立清, 王希武, 等. 故障信息诊断原理及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2000.

[4] 吴今培. 智能故障诊断与神经网络[M]. 北京: 科学出版社, 1997.

[5] 曾 亮, 郭 欣. 多状态系统故障树的一种生态方法[J]. 系统工程学报, 1998(4): 74-78.

[6] Gao Junyao, Gao Xunshan, Zhu Wei. Fault-tolerant and high reliability space robot design and research [C]//Proc. of IJC-NN. Beijing, China: [s. n.], 2008.

[7] Ramírez J C, Muñoz G, Gutierrez L. Fault Diagnosis in an Industrial Process Using Bayesian Networks: Application of the Junction Tree Algorithm [C]//Proc. of CERMA'09. Nogales, Mexico: [s. n.], 2009.

[8] 宫义山, 高媛媛. 基于故障树和贝叶斯网络的故障诊断模型[J]. 沈阳工业大学学报, 2009, 31(4): 454-457.

[9] Mengshoel O J, Poll S, Kurtoglu T. Developing Large-scale Bayesian Networks by Composition: Fault Diagnosis of Electrical Power Systems in Aircraft and Spacecraft [C]//Proc. of the IJCAI'09 Workshop on Self and Autonomous Systems: Reasoning and Integration Challenges. Pasadena, California, USA: [s. n.], 2009.

[10] 王华伟, 周经伦, 何祖玉, 等. 基于贝叶斯网络的复杂系统故障诊断[J]. 计算机集成制造系统, 2004, 10(2): 230-234.

[11] 杨昌昊, 胡小建, 竺长安. 从故障树到故障贝叶斯网映射的故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2009, 30(7): 1481-1486.

[12] Mengshoel O J, Darwiche A, Uckun S. Sensor Validation Using Bayesian Networks [C]//Proc. of the 9th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics, and Automation in Space. Los Angeles, CA: [s. n.], 2008.

贝叶斯网络在空间机械臂故障诊断中的应用研究

作者：

[毛保磊](#), [慕德俊](#), [张慧翔](#), [肖旭](#), [刘建歌](#), [MAO Bao-lei](#), [MU De-jun](#), [ZHANG Hui-xiang](#), [XIAO Xu](#), [LIU Jian-ge](#)

作者单位：

[西北工业大学 自动化学院, 陕西 西安, 710072](#)

刊名：

[计算机技术与发展](#)

ISTIC

英文刊名：

[Computer Technology and Development](#)

年, 卷(期):

[2013\(8\)](#)

本文链接: [http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_wjtz201308007.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjtz201308007.aspx)