

文章编号:1001-2486(2007)06-0112-04

发动机传感器数据证实的贝叶斯信度网络方法*

唐雅娟,张为华

(国防科技大学 航天与材料工程学院,湖南 长沙 410073)

摘要:针对发动机及其部件试验传感器数据证实的多源证据融合问题,描述了建立贝叶斯信度网络的方法,给出了传感器状态和检验关系式不确定性信息表达方法,发展了自动建立贝叶斯信度网络、计算可信度概率及更新网络的算法;给出了贝叶斯信度网络方法在模型发动机上的应用示例。

关键词:传感器数据证实;信息融合;贝叶斯信度网络;统计推断

中图分类号:V231 **文献标识码:**A

Study on Bayesian Belief Network Method for Engine Tests Sensor Data Validation

TANG Ya-juan, ZHANG Wei-hua

(College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A method for fusing evidence information using Bayesian belief network is introduced for sensor data validation. Uncertainty expression and inference mechanism of sensor states and relations in engine and its components test are defined. The algorithms for automatic generation of the Bayesian belief network files, belief probability calculation and network update are developed. The methodology is demonstrated and validated in a model rocket engine.

Key words: sensor data validation; information fusion; Bayesian belief networks; statistical inference

文献[1]阐述了发动机试验传感器数据证实(Sensor Data Validation, SDV)的一般问题与方法。发动机及其部件试验的传感器数据有效性信息源是多方面的,这些信息之间可能相互矛盾,且具有不同的不确定度。证据源中的不确定性包括传感器的不确定性和检测算法本身的不确定性。给定这些信息,数据证实系统应能够对每个传感器的状态作出唯一决策。这就需要采用信息融合方法对传感器和各种异常检测方案中的不确定性因素给予明确表征和综合。

贝叶斯信度网络(Bayesian Belief Network)是一组随机变量联合概率分布函数的图形化表示,是概率论中的贝叶斯方法与图论相结合的产物。贝叶斯信度网络应用于有条件地依赖多种控制因素的决策,通过一些变量的不确定性知识或信息而获得其他变量的概率信息,即概率推理。贝叶斯信度网络已在机电设备维修、火箭发动机状态监视等领域得到关注和研究^[2-3]。本文在上述文献基础上,针对发动机传感器数据证实的多源证据融合问题,进一步发展了自动建立贝叶斯信度网络、计算可信度概率及更新网络的方法与实现算法。

1 发动机传感器数据证实贝叶斯信度网络描述

对发动机传感器数据证实问题,贝叶斯信度网络节点与影响表达如图 1。

(1)网络节点有两种,一是传感器状态,二是检验关系式状态,它们是离散随机变量。如图 1 中节点 S_1 代表某传感器当前状态,取值为 5 个互不相容的状态:正常,断开,间歇接通,漂移,系统偏差。相应的条件概率表描述在给定所有可获得的信息时节点处于其中每一个可能状态的概率。而节点 R_1 代表由传感器数据描述的某项发动机特性,可以是如下的压降与流量关系式:

* 收稿日期:2007-04-29

基金项目:中国燃气涡轮研究院先进试验技术研究资助项目(2003011)

作者简介:唐雅娟(1972—),女,讲师,博士生。

$$R_1 = (S_1 - S_2)/(S_3)^2 - const \quad (1)$$

在一段试验数据集上计算此特性,可获得表示节点状态的残差分布特性。

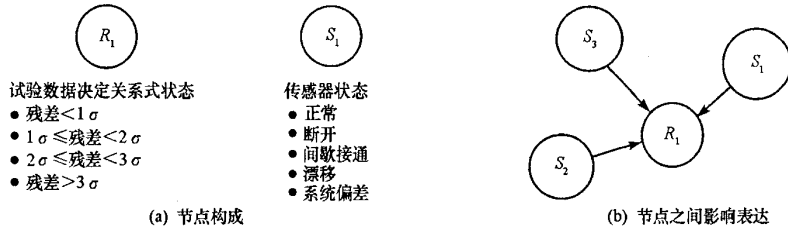


图1 贝叶斯信度网络及其要素

Fig.1 Elements and diagram of a Bayesian belief networks

(2)无影响弧的节点典型为传感器测量信号,但逆向陈述不一定成立。传感器测量信号的默认概率分布可从其可靠性的历史数据中获得,并与使用时限、试验前后校正等结合。如设图1中 S_1 测量信号在以往30次试验中呈现0.99的可靠性,概率为0.005的电路断开故障,概率为0.005的漂移故障。

(3)有影响弧的节点一般是检验关系式残差与阈值比较结果。这类节点的概率分布通过试验数据分析获得。如给出图1中 R_1 节点受其他节点状态的影响为:

$$P(R_1 \text{ 残差} < 3\sigma | S_1 = \text{正常}, S_2 = \text{正常}, S_3 = \text{正常}) = 0.997, \quad P(R_1 \text{ 残差} \geq 3\sigma | S_1 = \text{正常}, S_2 = \text{正常}, S_3 = \text{正常}) = 0.003$$

按上述要求完全指定的贝叶斯信度网络具备如下输出特性:(1)能具体表示“可观测”节点状态,如图1中设置 R_1 节点的状态来反映检验结果;(2)一个网络更新算法可以运行;(3)能检查关注节点的概率,如图1中检查 S_1 、 S_2 和 S_3 的概率分布,看是否某个失效状态的概率超过阈值。

2 贝叶斯信度网络节点影响概率计算方法

针对发动机及其部件状态测量传感器数据证实问题,给出如下4个前提条件:(1)在一个数据采样周期内不会出现两个传感器同时失效的情形;(2)一旦某个传感器被证实发生故障,其在后续试验中将保持失效状态,不再使用其信号进行任何计算;(3)传感器的先验可靠性可用平均故障间隔时间(MTBF)来确定,这一指标在单次试验过程中保持常数;(4)传感器失效时输出随机变量,输出信号值落在被测参数合理范围内的概率很小。

完整定义贝叶斯信度网络所需节点状态的条件概率可依上述假设导出。以下推导假设所有检验关系式都只关联两个传感器输出信号;关系式和传感器都只有两个状态,分别是成立和不成立。为简洁起见,分别用 R 和 \tilde{R} 表示关系式成立与不成立的状态;对应地,用 S 和 \tilde{S} 表示传感器正常和不正常状态。传感器在一个数据采样周期内失效的概率表示如下:

$$P(\tilde{S}) = CycleTime / MTBF \quad (2)$$

在相关传感器都正常的条件下,关系式成立的概率取决于阈值水平。

$$P(R | S_1, S_2) = K \quad (3)$$

假设关系式残差呈正态分布, K 是分位点,如取 3σ 偏差值为关系式阈值,则 $K = 0.9973$ 。

失效传感器输出值落在被测参数合理范围内的概率记为 P_n 。若仍将关系式成立的阈值取为 3σ ,被测参数合理范围取为传感器量程,则 P_n 表示如下:

$$P_n = 2 \cdot 3\sigma / Range \text{ of Sensor} \quad (4)$$

在相关传感器失效条件下,关系式成立的概率取决于失效传感器输出值落在被测参数合理范围内的概率,即

$$P(R | \tilde{S}_1, S_2) = P_n, \quad P(R | S_1, \tilde{S}_2) = P_n \quad (5)$$

类似地,两个传感器都失效时二值关系式成立的概率如下:

$$P(R | \tilde{S}_1, \tilde{S}_2) = P_n \cdot P_n \quad (6)$$

给定联合概率分布,在已知网络中所有关系状态条件下,可确定其中任何一个传感器数据有效的概率,采用贝叶斯规则实现;给定失效概率阈值,可作出单周期检测结论。以上即单周期决策方法。

3 贝叶斯信度网络生成更新与决策算法

根据传感器和关系库自动生成贝叶斯网络,设计算法步骤如下:

第一步,自动生成关系式与传感器的关联矩阵。约定关联矩阵的行号对应关系式序号,列号对应传感器序号,即若第 i 个关系式的一个数据源是第 j 个传感器,则关联矩阵的元素 $c_{ij} = 1$;否则, $c_{ij} = 0$ 。

第二步,根据关联矩阵的结构分割关系式与传感器,得到最小闭集组,即得到无公共节点的各分立贝叶斯网络的节点集合。设 $C = (c_{ij})_{n \times m}$ 是 n 个关系式与 m 个传感器的关联矩阵。从给出的关系式-传感器关联集合中检出最小闭集组 $\{R, S\}$,定义其满足如下条件:

- (1) S 是 R 的完备传感器集:任意给定 $r_i \in R$,若 $c_{ij} = 1$,则必定有 $s_j \in S$;
- (2) S 是 R 的纯粹传感器集:任意给定 $s_j \in S$,至少存在一个 $r_i \in R$,使得 $c_{ij} = 1$;
- (3) $\{R, S\}$ 是最小势组:不存在 $\{R, S\}$ 的子集组 $\{R_c \subset R, S_c \subset S\}$ 满足(1)和(2)。

第三步,分解后的每个最小势组通常包含的传感器数目不大,可自动生成所有被激活传感器可能状态组合穷举表进行精确概率计算。

第四步,根据所有关系式状态,计算每个传感器数据的有效性概率;根据概率阈值,给出每个传感器状态有效与否的单周期决策结论。

以上前三个步骤的逻辑关系如图 2;最小网络提取算法在后文给出。

为证实一个传感器的有效性,只需要对直接相关的关系式进行检验;而当指定构造的表决表中对每一个传感器作出失效判决之前必须满足的被违背关系式数目,就可设计一种算法,评估某个具体传感器的关系式,且只进行到不可能判决该传感器失效为止。因此,在每一周期中,并非所有的关系式都需要进行检验。在每个控制器周期内,依次对每个传感器进行检查。单周期决策完成后进行多周期判决,当一个传感器被判决永久性失效时,冻结所有使用其值的关系式,以防止系统继续使用无效传感器数据进行证实操作。如此,算法持续跟踪每个关系式的激活状态,并继续对剩余传感器进行有效性证实。

对给定的关系式-传感器矩阵,用二元组 $\{R, S\}$ 表示其中的关系式集合和对应的传感器集合。采用逐步搜索的方法找出其中的一个连通分支,即将此搜索过程分解为确定一系列中间集合 $\{R^{(i)}\}$ 和 $\{S^{(i)}\}$ 的步骤。在每一搜索阶段执行如下两种操作之一:

$$\{R^{(i)}, S_c^{(i)}\} \rightarrow S^{(i)}, \quad S_c^{(i)} = S - \bigcup_{j=0}^{i-1} S^{(j)} \tag{7}$$

$$\{S^{(i)}, R_c^{(i)}\} \rightarrow R^{(i+1)}, \quad R_c^{(i)} = R - \bigcup_{j=1}^i R^{(j)} \tag{8}$$

$\{R^{(i)}, S_c^{(i)}\} \rightarrow S^{(i)}$ 表示从传感器集合 $S_c^{(i)}$ 中找出与关系式集合 $R^{(i)}$ 中某个关系式有关联的传感器集合 $S^{(i)}$; $\{S^{(i)}, R_c^{(i)}\} \rightarrow R^{(i+1)}$ 的操作含义可类推。

为启动上述搜索,约定 $S^{(0)} = \emptyset, R^{(0)} = \emptyset$ 。首先指定当前关系式集合 $R^{(1)}$,它只包含第一个关系式,即 $R^{(1)} = \{r_1\}$;接下来按照式(7)及(8)进行操作,搜索传感器集合为

$$S_c^{(1)} = S - \bigcup_{j=0}^0 S^{(j)} = S - \emptyset = S \tag{9}$$

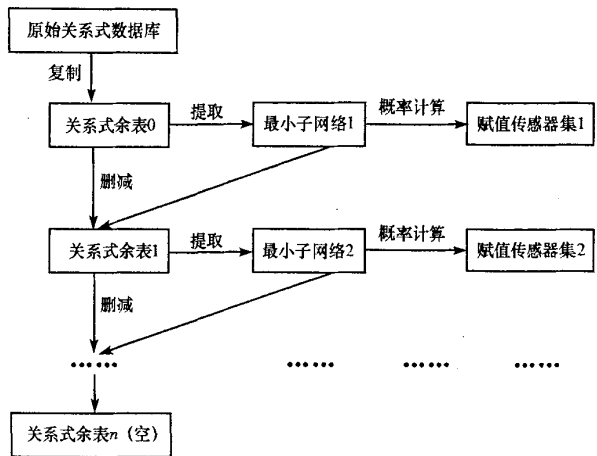


图 2 最小网络生成算法示意图

Fig.2 Schematic diagram of minimal network generation algorithm

根据当前关系式-传感器关联矩阵 $C = (c_{ij})_{n \times m}$ 第一行各元素值,找出与 $R^{(1)} = \{r_1\}$ 关联的传感器集合 $S^{(1)}$;若 $S^{(1)} = \emptyset$,则过程终止,否则继续按照式(7)和(8)进行操作,此时对应传感器集合 $S^{(1)}$,搜索关系式集合为

$$R_C^{(1)} = R - \bigcup_{j=1}^1 R^{(j)} = R - R^{(1)} = R - \{r_1\} \quad (10)$$

根据 $S^{(1)}$ 中每个元素对应的 $C = (c_{ij})_{n \times m}$ 的列元素值,找出与 $S^{(1)}$ 关联的 R 中除去第一个关系式 r_1 之外的关系式集合 $R^{(2)}$;若 $R^{(2)} = \emptyset$,则过程终止,否则继续按照式(7)和(8)进行操作;如此循环。上述搜索过程终止的条件是 $R^{(n)} = \emptyset$ 或者 $S^{(m)} = \emptyset$ 。最终的最小子网络二元组表示如下:

$$\left\{ \bigcup_{i=0}^{m-1} R^{(i)}, \bigcup_{j=0}^{m-1} S^{(j)} \right\}, \text{ if } (S^{(m)} = \emptyset) \text{ or } (R^{(m)} = \emptyset), \quad m \geq 1 \quad (11)$$

4 应用示例

图3是一燃气发生器循环火箭发动机构型示意图。图中各组件说明如下:1 燃料泵;2 氧化剂泵;3 燃料涡轮;4 氧化剂涡轮;5 燃气发生器;6 推力室;7 燃料主文氏管;8 氧化剂主文氏管;9 燃料副文氏管;10 氧化剂副文氏管;11 氧化剂稳压阀;12 音速喷嘴;13 拉瓦尔喷管。

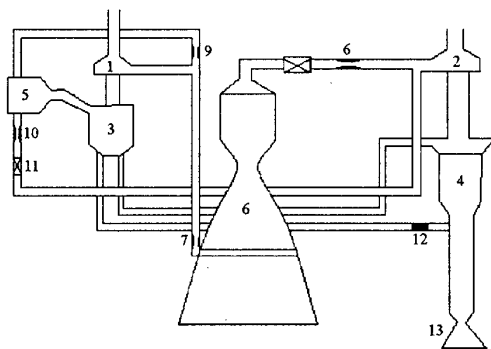


图3 模型发动机构型示意图
Fig.3 Schematic diagram of a model engine

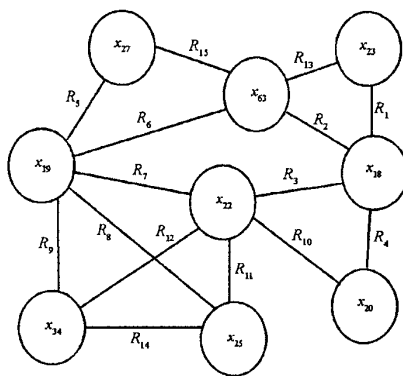


图4 关键压强传感器构成的数据证实网络
Fig.4 Data validation network consisting of critical pressure data

在火箭发动机试验和飞行监控系统中,通常只直接获得发动机多个部位的压强,而推进剂质量流量用文氏管特性推算。对几何构型确定的文氏管和确定的液体,其质量流量由入口压强和入口温度确定;当入口压强在小范围内波动而入口温度变化很小时,可认为其质量流量由入口压强唯一确定。

对主级段传感器数据证实,选择9个关键压强传感器数据和15个关系式构成数据证实贝叶斯信度网络,如图4。其中,传感器数据代码和具体含义遵从文献[4]的约定;关系式的选择主要根据火箭发动机稳态性能计算原理,补充部分经验统计数据,只选择二元关系式。对每个关系式残差阈值取 3σ ,而 $Pn = 0.02$;对每个传感器的 MTBF 取 30min,则当 R_{15} 和 R_5 都失效时,传感器数据 X_{27} 有效的概率仅为 0.120201。

5 结论

本文发展的自动建立贝叶斯信度网络、计算可信度概率及更新网络的方法与实现算法,可适应包含不同数目传感器的数据证实问题。对模型发动机传感器数据证实网络的初步分析表明,大部分概率及网络本身,可从各种信息源描述中自动生成,这为数据证实软件系统的自动构建提供了技术基础。

参考文献:

- [1] 唐雅娟,程谋森. 燃气涡轮发动机地面试验传感器数据确认概念与方法研究[J]. 燃气涡轮试验与研究,2005,18(3):6-9.
- [2] Bickmore T W. A Probabilistic Approach to Sensor Data Validation[C]//AIAA 92-3163, 28th Joint Propulsion Conference, Nashville, Tennessee, 1992.
- [3] 李俭川,陶俊勇,胡芑庆,等. 基于贝叶斯网络的智能故障诊断方法[J]. 中国惯性技术学报,2002,10(4):24-28.
- [4] 刘冰. 液体火箭发动机智能化故障诊断与健康评估系统研究[D]. 长沙:国防科技大学,1999.

