

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2015.02.019

融合电控柴油机传感器数据的贝叶斯综合故障诊断网络研究*

黄云奇, 刘存香*

(广西交通职业技术学院 汽车工程系, 广西 南宁 530023)

摘要: 针对电控柴油机故障源多样性和不确定性的问题,对故障现象、状态数据提取及处理、贝叶斯故障诊断网络、故障源的先验概率获取、故障源的确定等方面进行了研究,在故障现象出现的情况下对如何有效确定故障源进行了分析和归纳,构建了融合传感器数据的电控柴油机贝叶斯网络综合故障诊断模型,提出了使用传感器数据技术检测电控柴油机工作状态,并结合经验法等估算出各类故障源的先验概率。通过运用贝叶斯网络技术推断查找到故障源的方法,并以丰田1KZ电控柴油发动机为实验对象,使用Hugin Expert工具对该诊断网络进行了推理验证。研究表明,该诊断网络充分发挥了传感器数据诊断技术的实时性和贝叶斯网络技术的判断决策能力,有效提高了电控柴油机故障诊断的正确率和实效性。

关键词: 电控柴油机故障; 传感器数据; 贝叶斯网络; 综合诊断

中图分类号: U262.11; TH39 文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2015)02-246-05

Bayesian integrative fault diagnostic network integration with sensor data of electrical diesel engine

HUANG Yun-qi, LIU Cun-xiang

(Guangxi Vocational And Technical College of Communications, Department of Automotive Engineering, Nanning 530023, China)

Abstract: Aiming at the uncertainty of the problem and electronically controlled diesel engine fault source diversity of symptoms, data extraction and processing, a priori probability Bayesian network fault diagnosis, fault source of acquisition, such as failure to determine the source areas were studied, in case of failure phenomena on how to effectively determine the source of the problem was analyzed and summarized, the diesel engine Bayesian network integrated fault diagnosis model was constructed, it was proposed to detect the use of sensor data electronically controlled diesel engine operating state. Combined with experience method, a prior probability of various types of fault sources was estimated. Using a Bayesian network inference techniques, the source of the fault approach was found and Toyota 1KZ electronically controlled diesel engine as experimental subjects, using Hugin Expert tool for the diagnosis of network were reasoning verified. The results indicate that the diagnosis of network decision-making ability into full play the sensor data to determine real-time diagnostic techniques and Bayesian network technology, to improve the accuracy of diesel engine fault diagnosis and effective.

Key words: electrical diesel engine fault; sensor data; Bayesian network; comprehensive diagnosis

收稿日期: 2014-10-14

基金项目: 广西自然科学基金资助项目(2014GXNSFBA118262); 广西教育厅科研项目(201508MS100)

作者简介: 黄云奇(1977-),男,广西南宁人,副教授,工程师,主要从事汽车机电一体化技术、高等职业教育教学与改革方面的研究. E-mail: 674056845@qq.com

通信联系人: 刘存香,男,教授,高级工程师,硕士生导师. E-mail: 13788211133@163.com

0 引言

柴油机有较好的经济性和动力性,在交通运输、国防军工、工程机械、火力发电等有着广泛应用。目前,柴油机技术正日益朝着复杂化、高速化、自动化、精密化等方面发展。柴油机在运行过程中,一旦柴油机的某个部件发生故障,往往会导致停工待产,造成经济损失。现代柴油机的故障成因与故障现象之间存在一因多果或一果多因的复杂关系,再加上故障成因发生的随机性和模糊性,从而导致柴油机故障源的多样性和不确定性。如果继续使用精确的推理方法通过故障现象来判断故障原因,可能会造成故障原因的非真实反映,从而导致误判。

传统的柴油机故障诊断方法例如基于故障机理的诊断方法因柴油机结构的复杂性而逐渐被放弃^[1-3];故障树诊断法由于其诊断方法粗糙致使诊断精度不高^[4];瞬时转速波动诊断方法虽然能够反映故障信息,但不能反映造成故障的原因,而且测量瞬时转速波动需要高频响、高精度的仪器,成本高^[5-6]。因而许多现代故障诊断的现代技术方法便应运而生,传感器诊断技术^[7]和贝叶斯网络技术便是其中有代表性的两种方法。

利用传感器对发动机的工作状态进行监控,根据传感器数据的异常对故障进行判断,具有较好的实时性;但传感器数据容易受到噪声干扰,并且无法利用各故障源的先验概率,有时容易产生误判。使用贝叶斯网络对故障进行诊断可以很好地利用各故障源产生的先验概率,且具有很强的判断决策能力,但其有不能充分反映实时性的缺点。

本研究将上述两种故障诊断技术结合起来,发挥各自的优势,可以有效提高故障诊断的正确率和实时性。

1 贝叶斯网络主要特点及其应用范围

贝叶斯网络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。其是一个有向无环图(directed acyclic graph, DAG),由代表变量节点及连接这些节点有向边构成^[8]。节点代表随机变量,节点间的有向边代表了节点间的互相关系(由父节点指向其子节点),用条件概率进行表达关系强度,没有父节点的用先验概率进行信息表达^[9]。其适用于表达和分析不确定性和概率性的事件,可以从不完全、不精确或不确定的知识或信息中做出推理。它对于解决复杂设备不确定性和关联性引起的故障有很大的优势,在医

疗诊断、统计决策、模式识别、专家系统、学习预测等领域的成功应用,充分表明了贝叶斯网络技术是一种强有力的不确定性推理方法^[10]。

2 融合传感器数据的贝叶斯网络故障综合诊断模型

2.1 故障诊断模型的组成

贝叶斯网络综合诊断模型如图1所示。其由 s_1, s_2, \dots, s_n 共 n 个传感器组成的传感器群、数据处理、数据状态判断、故障单元先验概率获取、贝叶斯网络诊断等5个主要模块组成。

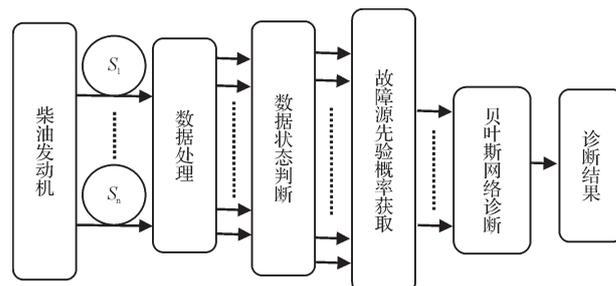


图1 贝叶斯网络综合诊断模型

2.2 传感器群模块

传感器群模块负责对柴油机的工作状态进行监测,完成状态数据采集工作。

设 n 个传感器采集到的状态数据为: $S(t)=[s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)]$ 。

2.3 数据处理模块

数据处理模块是对传感器采集到的数据进行处理以减少各类噪声的干扰,并得到较为完整的柴油机工作状态数据。

设 n 个传感器的输入输出特征函数分别为: $M(t)=[m_1(t), m_2(t), \dots, m_n(t)]$,则最终得到的柴油机工作状态数据应为: $D(t)=[(m_1(t), s_1(t)), \dots, (m_n(t), s_n(t))]$ 。

2.4 数据状态判断模块

数据状态判断模块则判断传感器所获得的数据是否正常,若异常则确定出现的故障单元(含传感器本身)。

设 n 个传感器的状态数据判断函数为: $J(t)=[j_1(t), j_2(t), \dots, j_n(t)]$, $R(t)=[r_1(t), r_2(t), \dots, r_n(t)]$ 为数据判断结果,则数据判断结果为 $R(t)=[(j_1(t), d_1(t)), (j_2(t), d_2(t)), \dots, (j_n(t), d_n(t))]$ 。若 $r_i(t)=0$ 则说明第 i 个传感器数据正常,若 $r_i(t)=1$ 则说明第 i 个传感器数据异常。

2.5 故障单元先验概率获取模块

故障单元先验概率获取模块则是根据前一个模块的判断结果,明确发生故障的单元,并保存故障单

元发生故障的概率,为构建贝叶斯故障诊断网络奠定先验概率基础。

当 $r_i(t) = 1$ 时说明第 i 个传感器所对应的单个或多个测控对象(含传感器自身)可能出现了故障。为了充分利用多个传感器数据的实时性,笔者提出了以下的判断规则^[11]:

$$F_i = \{f_{i1}, f_{i2}, \dots, f_{in}\} \quad (r_i(t) = 1) \quad (1)$$

$$P_i[d_i(t)] \rightarrow Q_i = \{q_{i1}, q_{i2}, \dots, q_{in}\} \quad (2)$$

式(1)表示当第 i 个传感器数据异常时可能出现的所有故障单元, F_i 可根据被测对象的工作原理或经验分析确定;式(2)中利用 $P_i(*)$ 根据柴油机工作状态数据 $d_i(t)$ 计算出故障单元出现的可能性 $Q_i(t)$ 。 $P_i(*)$ 一般取 F_i 中各个元素对 $D(t)$ 的概率函数。

2.6 贝叶斯网络诊断模块

贝叶斯网络诊断模块如图2所示。贝叶斯网络诊断模块为系统的核心。

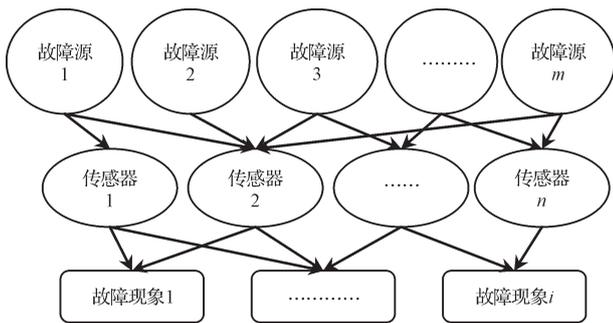


图2 贝叶斯网络诊断模块

本研究将故障分为各个相互独立且完全包含的类别(各故障类别至少应该具有可以区分的界限),然后对各个故障类别分别建造贝叶斯网络模型。一般故障现象由一个或几个原因造成的,这些原因又可能

由一个或几个更低层次的原因造成,其成因比较复杂。建立起网络的节点关系后,还需要进行概率估计。具体方法是假设在某故障现象出现的情况下,估计该故障原因的各个节点的条件概率,这种局部化概率估计的方法可以大大提高故障诊断效率^[12]。

3 电控柴油机燃油供给系故障源推断实验及结果分析

3.1 贝叶斯网络诊断网络的构建

发动机燃油系统的故障现象主要是不能正常启动、抖动、冒黑烟、动力不足等。研究人员可根据其工作原理并结合经验,建立起贝叶斯网络诊断网络,发动机燃油系统故障贝叶斯网络诊断如图3所示。

从图3可以看出,发动机供油系的故障现象和故障源存在着因果关系,故障原因和故障现象存在着“多对多”的关系。例如节点 SS_1 燃油压力传感器数据异常对应着 FS_1 燃油泵故障、 FS_2 喷油器故障、 FS_3 燃油滤清器故障、 FS_4 油路故障、 FS_5 燃油压力调节器故障等5个母节点,该节点出现问题后又可能会导致其下一级的子节点 ST_1 不能启动、 ST_2 发动机抖动、 ST_3 动力不足、 ST_4 冒黑烟、 ST_5 启动困难等故障现象。除此之外,其他母节点和子节点也都具有上述的因果关系。

3.2 贝叶斯网络诊断网络的验证分析

本研究用丰田1KZ电控柴油机为实验对象,以发动机出现了 ST_3 动力不足的故障现象,推断出最有可能的故障源为例进行叶斯网络诊断网络的验证分析。

笔者将系统各部件的工作状态分为正常 Normal (简称为N)和异常 Abnormal (简称为A)两种情况。在统计故障产生概率时对于系统的并发故障按单独

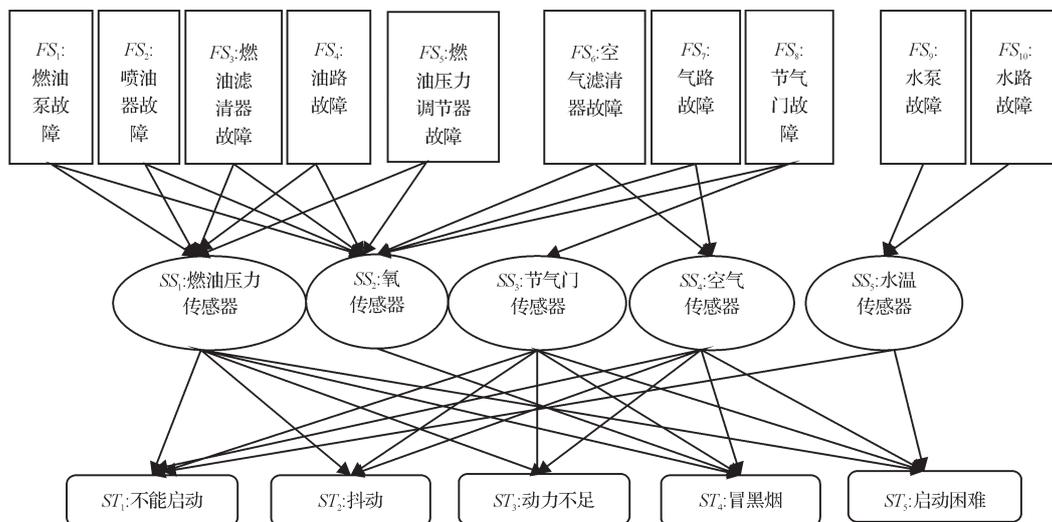


图3 发动机燃油系统故障贝叶斯网络诊断

故障重复统计。在查询维修手册、咨询技术专家、使用传感器数据分析等基础上结合经验,确定故障诊断网络所需的先验概率值^[13]。其母节点(故障源)先验概率值如表1所示。

子节点 SS_1 燃油压力传感器数据状态的先验概率如表2、表3所示。

SS_3 节气门传感器数据状态的先验概率值如表4所示。

SS_4 空气传感器数据状态先验概率分别如表5

所示。其他子节点的条件概率值可用类似的方法得到。

表1 母节点(故障源)的先验概率值

	FS_1	FS_2	FS_3	FS_4	FS_5
N	0.16	0.08	0.33	0.22	0.19
A	0.84	0.92	0.67	0.78	0.81

	FS_6	FS_7	FS_8	FS_9	FS_{10}
N	0.25	0.23	0.42	0.63	0.25
A	0.75	0.77	0.58	0.37	0.75

表2 SS_1 燃油压力传感器数据状态的先验概率(a)

FS_5	N								A							
FS_4	N				A				N				A			
FS_3	N		A		N		A		N		A		N		A	
FS_2	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A
FS_1	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A	N	A
N	0.95	0.05	0.90	0.01	0.25	0.02	0.15	0.01	0.22	0.05	0.15	0.03	0.16	0.10	0.20	0.01
A	0.05	0.95	0.10	0.99	0.75	0.98	0.85	0.99	0.78	0.95	0.85	0.97	0.84	0.90	0.80	0.99

表3 SS_1 燃油压力传感器数据状态的先验概率(b)

FS_5	A															
FS_4	N				A											
FS_3	N		A		N		A									
FS_2	N	A	N	A	N	A	N	A								
FS_1	N	A	N	A	N	A	N	A								
N	0.35	0.08	0.30	0.01	0.25	0.01	0.15	0.01	0.23	0.02	0.18	0.01	0.05	0.01	0.07	0.01
A	0.65	0.92	0.70	0.99	0.75	0.99	0.85	0.99	0.77	0.98	0.82	0.99	0.95	0.99	0.93	0.99

表4 SS_3 节气门传感器数据状态的先验概率值

FS_8	N	A
N	0.99	0.01
A	0.01	0.99

表5 SS_4 空气传感器数据状态的先验概率值

FS_7	N		A	
FS_6	N	A	N	A
N	0.99	0.2	0.15	0.75
A	0.01	0.8	0.85	0.25

在建立贝叶斯诊断网络并明确先验概率值后,本研究利用Hugin Expert软件对贝叶斯网络进行计算推理。假设发动机产生了 ST_3 动力不足的故障现象(即其故障率 Abnormal = 1.0),此时与该节点相关的第一级母节点 SS_1 燃油压力传感器和 SS_3 节气门传感器及 SS_4 空气传感器发生数据异常的概率如表6所示。从表6可知 SS_1 燃油压力传感器数据异常的可能性最高,而 SS_4 空气传感器发生数据异常的概率最低。

此时令 ST_3 动力不足的故障现象和 SS_4 空气传感器发生数据异常同时出现(即其故障率

Abnormal = 1.0),其对应的第二级母节点 FS_1 燃油泵故障、 FS_2 喷油器故障、 FS_3 燃油滤清器故障、 FS_4 油路故障、 FS_5 燃油压力调节器故障如表7所示。从结果上看,当子节点 ST_3 动力不足的故障产生后,各故障源产生概率最高的是 FS_2 喷油器故障,最低的可能是 FS_3 燃油滤清器故障,其推理结果接近于实际情况。

表6 ST_3 动力不足故障现象第一级母节点概率

ST_3	状态	SS_1	SS_3	SS_4
0	N	0.033 2	0.421 6	0.604 8
1	A	0.966 8	0.578 4	0.395 2

表7 ST_3 动力不足故障现象第二级母节点概率

ST_3	SS_1	状态	FS_1	FS_2	FS_3	FS_4	FS_5
0	0	N	0.141 9	0.078 6	0.325 3	0.216 4	0.186
1	1	A	0.858 1	0.921 4	0.674 7	0.783 6	0.814

4 结束语

本研究在构建了融合电控柴油机传感器数据的贝叶斯网络综合故障诊断模型,提出了相应的推算和

诊断方法后,以丰田1KZ电控柴油机为实验对象对诊断网络进行了分析验证,有以下的几个结论:

(1)故障诊断的实时性与传感器数据的准确性有关,减少噪声干扰,提高传感器数据的准确性可有效提高诊断的实时效果。

(2)推断的结果与各类故障源的先验概率值密切相关,先验概率越准确,诊断的结果越接近实际,为此在日常的检测与维修中应注重保存相关的概率数据,以备后用。

(3)该网络可在已知某些故障成因和故障现象的情况下推断其他节点的发生故障的概率。已知的节点概率越多,其推断过程越明确,推断的结果越准确。

参考文献(References):

- [1] 马善伟,乐正伟,吕健,等. 柴油机故障诊断技术综述[J]. 上海第二工业大学学报,2008,25(2):122-127.
- [2] 郑劲,丁雪兴. 柴油发动机故障诊断技术研究与应用[J]. 机械,2012(6):67-70.
- [3] 伍纲,王东方,苏小平,等. 柴油机C-EGR系统新型冷却器数值分析[J]. 流体机械,2012,40(11):75-79.
- [4] 尚文,王维民,齐鹏逸,等. 基于条件规则与故障树法的

- 燃气轮机故障诊断[J]. 机电工程,2013,30(7):798-801.
- [5] 王逍梦,任章. 基于小波变换的二阶传感器故障诊断研究[J]. 兵工自动化,2013(5):78-82.
- [6] 王维琨,江志农,张进杰. 基于神经网络和瞬时转速的发动机失火故障研究[J]. 机电工程,2013,30(7):824-827.
- [7] LUO R C. Dynamic Multi-sensor data fusion system for intelligent robots[J]. IEEE Journal of Robotics and Automation,1988,4(4):386-396.
- [8] 董旭初,欧阳丹彤,刘大有. Bayesian网推理中的化简方法[J]. 吉林大学学报(理学版),2004,42(1):77-83.
- [9] 羌磊,肖田元,乔桂秀. 一种改进的Bayesian网络结构学习算法[J]. 计算机研究与发展,2002(10):1211-1226.
- [10] [作者不详]. 百度百科,贝叶斯网络[EB/OL].[s.n.]. <http://baike.baidu.com/view/943316.htm?fr=aladdin>
- [11] 王敏,王万俊,熊春山,等. 基于多传感器数据融合的故障诊断技术[J]. 华中科技大学学报,2001,29(2):96-98.
- [12] 刘存香,刘学军,韦志康. 基于Bayesian故障诊断网络的柴油机故障信息关联度研究分析[J]. 拖拉机与农用运输车,2008,35(1):48-49.
- [13] 刘学军,刘存香,韦志康. 贝叶斯网络在电控发动机燃油系统故障分析中的应用[J]. 车用发动机,2008(B06):124-125.

[编辑:洪炜娜]

本文引用格式:

黄云奇,刘存香. 融合电控柴油机传感器数据的贝叶斯综合故障诊断网络研究[J]. 机电工程,2015,32(2):246-250.

HUANG Yun-qi, LIU Cun-xiang. Bayesian integrative fault diagnostic network integration with sensor data of electrical diesel engine[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering,2015,32(2):246-250.

《机电工程》杂志:<http://www.meem.com.cn>

(上接第232页)

力学中流经节流孔的流量计算公式:

$$q_x = c_d A_x \sqrt{2\Delta p/\rho} \quad (2)$$

式中: q_x , c_d , ρ —恒定值。

阀口过流面积 A_x 随开启位移的减小逐渐减小,可得出 P_1 即公式中的 Δp , 保持增长趋势, 试验曲线完全符合理论计算公式。

5 结束语

本研究通过理论与实践相结合,分析了计算机辅助液压测试平台的设计操作与试验曲线的获得过程,重点分析了液压缸型式试验中涉及到的负载效率试验与液压阀稳态内泄漏、瞬态试验与部分微动特性测试项目。通过将试验结果与JB/T10205-2000和JB/T8729.1-1998标准相对比,可有助于验证试验台设计的准确性。研究者可通过对液压元件的型式试验,全面分析液压元件的设计特性,有助于发现并指导对新型液压元件的流道改造与工艺改进,且可在后期借助

有限元仿真分析软件与以功率键合图为基础的系统模型搭建仿真软件对元件存在的设计问题进行有效改进,有助于改善并解决多路阀的振动问题以及液压缸的泄漏问题等。

参考文献(References):

- [1] 雷天觉. 新编液压工程手册[M]. 北京:北京理工大学出版社,1998.
- [2] 宫康伦. 工程机械液压缸的装配与密封[J]. 工程机械与维修,1998(2):42-43.
- [3] 李壮云. 液压元件与系统[M]. 3版. 北京:机械工业出版社,2011.
- [4] 曹伟,朱红波,刘晓超. 液压元件的测试[J]. 机电工程技术,2014(8):103-106.
- [5] 梁启柏. 液压元件手册[M]. 北京:冶金工业出版社,1999.
- [6] 液压制动能量再生系统研究及仿真[J]. 兵工自动化,2014(1):9-11,15.
- [7] 程三红,徐云奎,许敏影,等. 多路阀型式试验台的设计与开发[J]. 机电工程,2014,31(3):358-360.

[编辑:李辉]