

# 柴油机燃油系统多故障的解耦与诊断技术

王金鑫, 王忠巍<sup>†</sup>, 马修真, 袁志国

(哈尔滨工程大学 动力与能源工程学院, 哈尔滨 150001)

**摘要:** 柴油机燃油系统多故障的强关联耦合给其诊断过程带来严重的不确定性, 同时导致建立诊断模型也往往依赖大量的先验知识, 多故障的解耦与诊断已成为柴油机燃油系统故障诊断研究中的一大技术难题. 针对该问题, 提出一种基于简化模型结构和定量参数的贝叶斯网络诊断方法. 在模型结构方面, 利用粗糙集理论中的属性约简方法评估故障信息的等价关系, 去除冗余故障特征, 简化贝叶斯网络诊断模型的拓扑结构; 在定量参数方面, 采用因果机制独立模型分析故障事件的因果关联强度, 将多故障对同种征兆的耦合影响解耦为单故障下的因果机制, 模型所需的条件概率数量减化为故障数的线性形式. 应用该诊断方法, 燃油系统贝叶斯网络诊断模型所需的先验知识大幅减少, 显著降低了该模型建立和应用的复杂程度.

**关键词:** 柴油机; 燃油系统; 多故障; 故障解耦; 贝叶斯网络; 简化模型

中图分类号: TK428

文献标志码: A

## Decoupling and diagnosis of multi-fault of diesel engine fuel system

WANG Jin-xin, WANG Zhong-wei<sup>†</sup>, MA Xiu-zhen, YUAN Zhi-guo

(College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

**Abstract:** The strong correlation and coupling of multi-fault of diesel engine fuel systems brings considerable amount of uncertainty to its diagnosis process. Meanwhile, establishing the diagnosis model always calls for massive prior knowledge because of the foregoing reason. The decoupling and diagnosis of the multi-fault has developed into a great technical difficulty in the study on the failure diagnosis of the diesel fuel system. Regarding this problem, a diagnosis method is proposed based on Bayesian networks with simplified model structure and quantitative parameters. In the aspect of model structure, the attribute reduction method in the rough sets theory is utilized to evaluate the equivalent relation between the information about failures. And on this basis, the redundant failure characteristics are removed and the topological structure of the Bayesian networks diagnosis model is simplified ultimately; in the aspect of quantitative parameters, the independent model of the casual mechanism is adopted to analyze the strength of causal relation for the failure events. The coupling effects of multi-fault to the same symptom are decoupled to the ones under a single failure and the quantity of the conditional probability needed by the model is simplified into the linear form of the failure quantity. By adopting the diagnosis method proposed, the prior knowledge needed by the Bayesian networks diagnosis model of the diesel engine fuel system is reduced significantly, which decreases the complexity in establishing and applying this diagnosis model.

**Keywords:** diesel engine; fuel system; multi-fault; failure decoupling; Bayesian networks; simplified model

## 0 引 言

燃油系统的工作状态直接决定柴油机的性能及排放指标, 准确地诊断该系统故障是保障柴油机安全运行的重要环节. 多故障的强关联耦合是机械设备故障诊断研究中的一大技术难题<sup>[1]</sup>. 燃油系统内部结构和功能的关联度极高, 故障与异常征兆间也存在复杂的多维映射关系, 给故障诊断过程带来严重的不确定性<sup>[2]</sup>. 此外, 受测试技术和检测条件的限制, 观测数

据的不完整性、不准确性以及故障例小样本等进一步增加了解决燃油系统多故障的强关联耦合问题的难度.

针对该问题, 研究者提出了基于贝叶斯网络的故障诊断方法<sup>[3]</sup>, 通过 3 个特征参数(燃油压力、高压油管压力、喷油压力)描述燃油系统的故障特征, 建立了柴油机贝叶斯网络诊断模型, 并利用模型拓扑结构和客观概率所表征的知识处理观测信息及识别故障类

收稿日期: 2018-03-07; 修回日期: 2018-10-23.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51305089); 黑龙江省自然科学基金项目(E2016018).

责任编辑: 叶丹.

<sup>†</sup>通讯作者. E-mail: wangzw@hrbeu.edu.cn.

型. 贝叶斯网络诊断方法清晰地表达了多故障的耦合特性,但该方法存在着建立诊断模型过于复杂的问题. 理论研究表明,经典贝叶斯网络诊断模型所需的定量参数个数随故障节点的增加呈指数式增长<sup>[4]</sup>. 该问题造成了燃油系统贝叶斯网络诊断模型在实际应用中的困难. 目前,较少见到关于燃油系统贝叶斯网络诊断模型建模复杂问题的研究. 在相关领域研究中,文献[5-6]采用面向对象的建模思想构建复杂大系统的贝叶斯网络诊断模型,降低了构建复杂设备贝叶斯网络诊断模型的难度. 然而,该方法只适用于具有大量相似局部结构的复杂大型机械系统,且仅能简化贝叶斯网络模型的拓扑结构,无法减少建立诊断模型所需的定量参数. 文献[7]采用粗糙集理论简化变压器贝叶斯网络诊断模型结构,但同样没有关注模型定量参数的约简. 文献[8]虽利用noisy-OR/AND模型描述大型电站贝叶斯网络诊断模型节点间的定量关系,有效减少了建模所需的定量参数个数,但其在建模过程中没有考虑故障信息的等价性,所建诊断模型不可避免地包含了大量冗余事件节点,导致诊断模型结构过于复杂.

本文提出一种基于简化模型结构和定量参数的燃油系统贝叶斯网络诊断方法. 在模型结构方面,利用粗糙集理论中基于区分矩阵的属性约简方法评估故障信息的等价关系,去除冗余故障特征,简化贝叶斯网络诊断模型的拓扑结构;在定量参数方面,采用因果机制独立模型分析故障事件的因果关联强度,将多故障对同一征兆的耦合影响解耦为单故障下的因果机制,模型所需的条件概率数量减化为故障数的线性形式. 将所建简化燃油系统贝叶斯网络诊断模型应用到实际故障诊断中,验证其诊断效果. 结果表明,所提出方法显著降低了燃油系统贝叶斯网络诊断模型的建立难度,且所建模型能够有效实现燃油系统多故障的解耦和诊断.

1 柴油机燃油系统的贝叶斯网络诊断模型

柴油机燃油系统常见的故障类型与征兆见表1. 由文献[9-12],得到表1中故障与异常征兆间的因果对应关系如表2所示.

表2显示了燃油系统在8种故障状态下表现出的征兆形式,T表示故障/征兆出现,F表示故障/征兆未出现. 以故障 $f_4$ 所在行为例,其含义是:当喷油器喷孔存在积碳时( $f_4 = T$ ),燃油系统的喷油持续期将延长( $e_2 = T$ ),高压油管内燃油压力波的峰值因子增大( $e_4 = T$ ),同时压力波的余波宽度及振荡幅值将减小( $e_3 = T, e_6 = T$ ). 由表2,采用经典贝叶

斯网络建模方法,建立燃油系统多故障诊断模型如图1所示. 贝叶斯诊断模型利用网络拓扑结构描述故障事件及其之间的因果关系,从而清晰、直观地表达了燃油系统多故障的耦合特性.

表1 燃油系统故障集  $F$  与征兆集  $E$

变量	故障类型	变量	异常征兆
$f_1$	喷油器弹簧折断	$e_1$	压力升高率降低
$f_2$	出油阀失效	$e_2$	喷油持续期延长
$f_3$	柱塞偶件穴蚀	$e_3$	余波宽度减小
$f_4$	喷孔积碳	$e_4$	峰值因子增大
$f_5$	针阀卡滞(上卡)	$e_5$	启喷压力降低
$f_6$	喷油器滴漏	$e_6$	余波振荡幅值减小
$f_7$	高压油管渗漏	$e_7$	最高喷射压力降低
$f_8$	燃油喷射不正时	$e_8$	油管残余压力减小
		$e_9$	喷油持续期缩短

表2 燃油系统故障与征兆的因果关系

故障集 $F$	征兆集 $E$								
	$e_1$	$e_2$	$e_3$	$e_4$	$e_5$	$e_6$	$e_7$	$e_8$	$e_9$
$f_1 = T$	T	F	F	F	T	F	T	F	T
$f_2 = T$	F	F	F	F	T	T	T	T	F
$f_3 = T$	T	T	T	F	F	F	T	F	F
$f_4 = T$	F	T	T	T	F	T	F	F	F
$f_5 = T$	T	T	T	F	T	T	T	T	F
$f_6 = T$	T	F	T	F	F	F	F	T	T
$f_7 = T$	F	F	F	T	T	T	T	T	T
$f_8 = T$	T	F	F	F	F	F	T	F	T

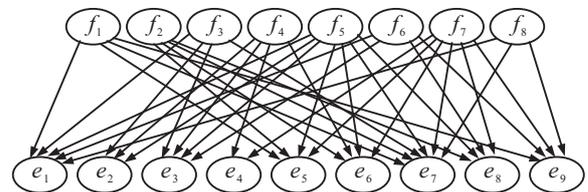


图1 燃油系统的经典贝叶斯网络诊断模型

在实际中,设备的复杂性和状态监测中的随机因素使得燃油系统故障与征兆间的关联关系存在一定的不确定性:发生某种故障未必会伴有相关征兆的出现. 贝叶斯诊断模型通过条件概率的方式描述故障与征兆间这种客观存在的不确定性. 图2和表3是节点 $e_2$ 的局部结构,该节点共有 $f_3, f_4$ 和 $f_5$ 三个父节点,分别表示能够引起征兆“喷油持续期延长”出现的3种故障类型. 节点 $e_2$ 的条件概率即表示了燃油系统的不同故障状态引发征兆 $e_2$ 出现的可能性. 例如,表格的第1行表示:当燃油系统同时发生 $f_3, f_4$ 和 $f_5$ 三种故障时,征兆“喷油持续期延长” $e_2$ 出现的概率为0.8.

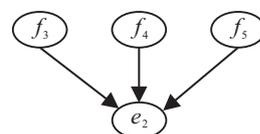


图2 征兆节点  $e_2$  的局部结构

表 3 征兆节点  $e_2$  的局部结构

$f_3$	$f_4$	$f_5$	$P(e_2 = T   f_3, f_4, f_5)$
T	T	T	0.8
T	T	T	0.6
T	T	T	0.7
T	T	T	0.5
T	T	T	0.7
T	T	T	0.4
T	T	T	0.4
T	T	T	0.3

建立经典的贝叶斯网络诊断模型,需要直接设定征兆节点完整的条件概率分布<sup>[13]</sup>. 例如上例中节点  $e_2$ , 定义其完整的条件概率表需要给出  $2^3$  个独立的条件概率. 图 1 所示的燃油系统贝叶斯诊断模型共包含 9 个征兆节点, 需对应设置  $2^5 + 2^3 + 2^4 + 2^2 + 2^4 + 2^4 + 2^6 + 2^4 + 2^4 = 188$  个独立的概率值. 如此庞大的定量信息需求使得贝叶斯诊断模型的建立过于复杂. 此外, 条件概率的形式同时导致设定完备的条件概率需要逐个评估不同故障组合对征兆的影响程度, 使得建立诊断模型需要相当完备的故障知识库, 因此在很大程度上限制了该方法在工程上的应用.

产生这一问题的主要原因, 在于经典建模方法对节点间因果关联强度的描述方式. 分析更一般的情况: 采用经典建模方法, 对于一个具有  $n$  个父节点的征兆节点, 当故障和征兆节点均为二态取值时, 确定该征兆的状态需要设置  $2^n$  个独立的条件概率; 若考虑故障的不同劣化程度而对该节点多态取值 (设为  $l$ ), 同时假设征兆具有  $k$  种表现形式 (如增大、正常、减小等), 则该征兆节点对应的条件概率数为  $(k - 1)l^n$ . 对于整个贝叶斯网络诊断模型, 设其具有  $m$  个局部结构相同的征兆节点, 则模型所需的独立的条件概率个数为  $m(k - 1)l^n$ . 由此可见, 经典贝叶斯网络诊断模型所需的独立条件概率个数, 将随故障节点数  $n$  的增加呈指数式增长, 由此造成了该模型应用难度的增加. 除此以外, 贝叶斯模型中的征兆节点数  $m$  对诊断模型所需的条件概率数量同样具有重要影响, 且这种影响在条件概率数与故障节点数  $n$  呈现指数关联的情况下变得更为严重.

针对上述问题, 本文分别研究了多维征兆的等价约简、故障与征兆间因果关联强度的描述机制, 从结构和参数两个角度简化燃油系统贝叶斯网络诊断模型的构建.

## 2 贝叶斯网络诊断模型的简化方法

### 2.1 基于属性约简方法降维故障特征

一般地, 一种故障可表现为多个异常征兆, 而这些征兆在区分故障类型方面通常具有一定的等价

性. 本文采用粗糙集理论中基于区分矩阵的属性约简方法挖掘并去除其中的冗余征兆信息. 该方法能够在保持分类能力不变的前提下有效压缩燃油系统故障特征空间, 简化故障事件的因果对应关系.

在粗糙集理论中, 知识系统  $S$  可定义为如下形式.

**定义 1** (知识系统) 称四元组  $S = \langle U, A, V, f \rangle$  为知识系统. 其中:  $U = \{u_i\} (i = 1, 2, \dots, n)$  为论域;  $A$  为属性集合, 包括条件属性集  $C$  和决策属性集  $D$ ,  $A = C \cup D$ ;  $V$  为属性集合  $A$  的值域,  $V = \bigcup_{q \in A} V_q$ ;  $f$  为信息函数, 定义了由论域  $U$  到值域  $V$  的映射  $f : U \times A \rightarrow V$ <sup>[14]</sup>.

对故障诊断进行研究, 将研究对象的故障例集合视为论域  $U$ , 其中征兆集和故障集分别看作条件属性集  $C$  和决策属性集  $D$ , 根据故障和征兆间的因果关系确定值域  $V$  及二者之间的映射  $f$ , 则故障-征兆间的因果信息可通过知识系统  $S$  表示.

对于包含等价条件属性的知识系统  $S$ , 粗糙集理论利用区分矩阵  $M^*(S)$  寻求对该知识系统的约简.

**定义 2** (区分矩阵) 对于知识系统  $S = \langle U, A, V, f \rangle$ ,  $c \in C, d \in D$ , 设  $c(u), d(u)$  分别为论域元素  $u$  在条件属性  $c$  和决策属性  $d$  下的取值, 称  $n$  阶方阵  $M^*(S) = (\alpha^*(u_i, u_j))_{n \times n}$  为  $S$  的区分矩阵<sup>[15]</sup>, 有

$$\alpha^*(u_i, u_j) = \begin{cases} \{c | c \in C \wedge c(u_i) \neq c(u_j)\}, & d(u_i) \neq d(u_j); \\ \emptyset, & d(u_i) = d(u_j). \end{cases} \quad (1)$$

区分矩阵  $M^*(S)$  是一个对称矩阵,  $\alpha^*(u_i, u_j) = \alpha^*(u_j, u_i)$ . 由式 (1),  $M^*(S)$  中的非空元素  $\alpha^*(u_i, u_j)$  是区分论域元素  $u_i$  和  $u_j$  的必要条件属性集合. 利用  $\alpha^*(u_i, u_j)$  计算知识系统  $S$  的区分函数  $f(S)$ , 有

$$f(S) = \bigwedge \{ \bigvee c | c \in \alpha^*(u_i, u_j), \alpha^*(u_i, u_j) \neq \emptyset \}. \quad (2)$$

区分函数  $f(S)$  包含的条件属性能够最大限度地区分论域元素.  $f(S)$  最小析取范式中的每个合取子式, 均为对条件属性集  $C$  的一个约简, 且该约简对论域  $U$  具有与条件属性集  $C$  相同的分类能力.

### 2.2 因果机制独立条件下的故障事件关联分析

如图 3, 设节点  $V^e$  具有  $n$  个父节点  $V_1^f, \dots, V_n^f$ , 所有节点均为二态取值. 若每个父节点均独立地影响节点  $V^e$  的状态, 则父节点对子节点的影响可看作通过节点  $\xi_i (1 \leq i \leq n)$  单独施加. 此时, 父节点  $V_i^f$  引起节点  $V^e$  发生的概率  $P_i$  为

$$P_i = P(\xi_i = T | V_i^f = T) = P(V^e = T | V_i^f = T, V_j^f = F_{[V_j, j \neq i]}). \quad (3)$$



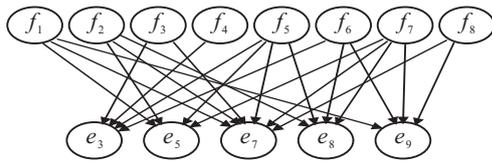


图 4 简化燃油系统诊断模型

对比图 1 和图 4 可以发现,采用基于区分矩阵的属性约简算法去除冗余故障特征后,燃油系统诊断模型中征兆节点由原来的 9 个减少为 5 个,故障与征兆的相关关系(有向边)由 36 个减少为 22 个,诊断模型的结构复杂度得到了明显的简化.同时,结构的简化也减少了诊断模型所需的定量信息:采用经典的因果强度描述机制,图 4 模型共需指定的条件概率数为  $4 \times 2^4 + 2^6 = 128$ .

### 3.2 设定诊断模型定量参数

第 3.1 节虽然在一定程度上减少了建立诊断模型所需的条件概率数,但建立诊断模型仍然具有相当大的难度.燃油系统结构和功能复杂,不同故障的传播及演化机理相互独立,满足 noisy-OR 模型的应用条件.应用第 2.2 节因果机制独立模型,分析柴油机燃油系统故障与征兆间的关联强度,单故障与征兆间关联强度采用专家打分法评估,专家经验通过图 5 所示的概率刻度表泛化.

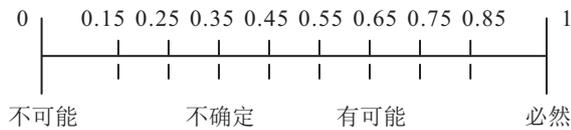


图 5 概率刻度表

表 5 显示了简化诊断模型中定量参数的设定情况

表 5 燃油系统贝叶斯网络诊断模型概率信息表

	事件类型	节点	先验/条件概率
故障类型 $F$	喷油器弹簧折断	$f_1$	$P(f_1) = 0.125$
	出油阀失效	$f_2$	$P(f_2) = 0.125$
	柱塞偶件穴蚀	$f_3$	$P(f_3) = 0.125$
	喷孔积碳	$f_4$	$P(f_4) = 0.125$
	针阀卡滞(上卡)	$f_5$	$P(f_5) = 0.125$
	喷油器滴漏	$f_6$	$P(f_6) = 0.125$
	高压油管渗漏	$f_7$	$P(f_7) = 0.125$
	燃油喷射不定时	$f_8$	$P(f_8) = 0.125$
异常征兆 $E^*$	余波宽度减小	$e_3$	$P_{f_3e_3} = 0.35, P_{f_4e_3} = 0.25,$ $P_{f_5e_3} = 0.65, P_{f_6e_3} = 0.55$
	启喷压力降低	$e_5$	$P_{f_1e_5} = 0.75, P_{f_2e_5} = 0.35,$ $P_{f_5e_5} = 0.85, P_{f_7e_5} = 0.15$
	最高喷射压力降低	$e_7$	$P_{f_1e_7} = 0.55, P_{f_2e_7} = 0.35,$ $P_{f_3e_7} = 0.65, P_{f_5e_7} = 0.25,$ $P_{f_7e_7} = 0.45, P_{f_8e_7} = 0.35$
	油管残余压力减小	$e_8$	$P_{f_2e_8} = 0.85, P_{f_5e_8} = 0.65,$ $P_{f_6e_8} = 0.55, P_{f_7e_8} = 0.75$
	喷油持续期缩短	$e_9$	$P_{f_1e_9} = 0.25, P_{f_6e_9} = 0.45,$ $P_{f_7e_9} = 0.55, P_{f_8e_9} = 0.35$

况.  $P(f_j)$  表示故障  $f_j$  发生的先验概率,  $P_{f_j e_i}$  表示故障节点  $f_j$  对征兆  $e_i$  的贡献概率,即故障  $f_j$  与征兆  $e_i$  的因果关联强度.对于故障先验概率  $P(f)$ ,根据贝叶斯假设,设定燃油系统故障的发生服从均匀分布,即在无观测信息下,8 种故障出现的概率为  $P(f_1) = \dots = P(f_8) = 1/8 = 0.125$ .由表 5 可见,在因果机制独立的条件下,描述故障与征兆的因果强度仅需 22 个定量参数,燃油系统诊断模型的复杂度得到了进一步简化.由第 3.1 节和第 3.2 节,简化燃油系统诊断模型与经典模型(图 1)所需的建模信息量对比见表 6.可见,由本文方法建立的简化诊断模型大幅减少了燃油系统故障诊断所需的建模信息,显著降低了诊断模型建立和应用的复杂度.

表 6 本文方法对经典诊断模型的简化效果

经典诊断模型	本文方法	
	属性约简算法	因果机制独立
征兆节点	9	5
因果关系	36	22
条件概率	188	128

## 4 诊断效果验证

利用文献[17]所述的某型船用柴油机燃油系统的 AVL HYDSIM 模型,模拟该型柴油机出油阀失效、针阀卡滞(上卡)故障,同步监测、提取高压油管压力波特征参数,验证本文简化燃油系统诊断模型.仿真模型见图 6,不同状态下的高压油管压力波特征参数见表 7.由表 7 可见,出油阀失效时,喷油器启喷压力和最高喷射压力降低,油管残余压力减小.本文所建简化贝叶斯网络诊断模型对该故障的诊断结果见表 8,推理过程采用联合树算法<sup>[18]</sup>.针阀卡滞(上卡)时,除上述征兆外,余波宽度也低于正常值,该故障的诊断结果见表 9.

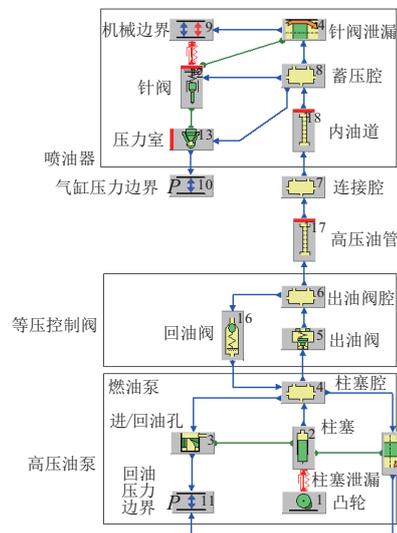


图 6 某型船用柴油机燃油喷射系统 HYDSIM 仿真模型

表7 不同状态下某型柴油机高压油管压力波特征参数

	启喷压力/MPa	最高喷射压力/MPa	余波宽度/MPa	油管残余压力/MPa
正常	51.81	109.77	3.20	6.56
出油阀失效	48.68	103.43	3.20	5.32
针阀卡滞(上卡)	—	96.79	2.56	5.45

表8 某型柴油机出油阀失效故障的诊断结果

节点概率	
观测证据	异常征兆 $\hat{E}$ : 启喷压力及最高喷射压力降低, 油管残余压力减小 证据设置: $P(e_5 = T) = P(e_7 = T) = P(e_8 = T) = 1$
	诊断结果 喷油器弹簧折断 $P(f_1 = T \hat{E}) = 0.3304$ 出油阀失效 $P(f_2 = T \hat{E}) = 0.4183$ 柱塞偶件穴蚀 $P(f_3 = T \hat{E}) = 0.1983$ 喷孔积碳 $P(f_4 = T \hat{E}) = 0.1250$ 针阀卡滞(上卡) $P(f_5 = T \hat{E}) = 0.5173$ 喷油器滴漏 $P(f_6 = T \hat{E}) = 0.1720$ 高压油管渗漏 $P(f_7 = T \hat{E}) = 0.3313$ 燃油喷射不正时 $P(f_8 = T \hat{E}) = 0.1629$

表9 某型柴油机针阀卡滞(上卡)的诊断结果

节点概率	
观测证据	异常征兆 $\hat{E}$ : 启喷压力及最高喷射压力降低, 油管残余压力及余波宽度减小 证据设置: $P(e_3 = T) = P(e_5 = T) = P(e_7 = T) = P(e_8 = T) = 1$
	诊断结果 喷油器弹簧折断 $P(f_1 = T \hat{E}) = 0.2777$ 出油阀失效 $P(f_2 = T \hat{E}) = 0.2844$ 柱塞偶件穴蚀 $P(f_3 = T \hat{E}) = 0.2741$ 喷孔积碳 $P(f_4 = T \hat{E}) = 0.1580$ 针阀卡滞(上卡) $P(f_5 = T \hat{E}) = 0.7973$ 喷油器滴漏 $P(f_6 = T \hat{E}) = 0.2640$ 高压油管渗漏 $P(f_7 = T \hat{E}) = 0.2552$ 燃油喷射不正时 $P(f_8 = T \hat{E}) = 0.1649$

表8中, 出油阀失效  $f_2$ 、针阀卡滞(上卡)  $f_5$  均具有较高的发生概率, 本文诊断结果与实际故障类型稍有差异, 这是由于输入征兆均支持出油阀失效、针阀卡滞(上卡)故障发生, 区分这两种故障需要其他征兆信息. 表9在增加余波宽度减小  $e_3$  这一征兆后, 针阀卡滞(上卡)故障  $f_5$  的发生概率增大至 79.73%, 远高于其他故障类型, 有效地区分出了出油阀失效和针阀卡滞(上卡)两种故障类型.

下文通过一个诊断实例验证所建燃油系统简化贝叶斯网络模型应用于故障诊断的有效性. 实验数据来自文献[9], 在12150L型柴油机实验台上分别模拟喷油器弹簧折断及高压油管渗漏两种故障, 利用夹持式压力传感器采集高压油管压力波特征参数, 见表10. 由表10可见, 在两种故障状态下, 燃油系统的启喷压力和最高喷射压力均出现明显下降, 喷油持续期相应缩短.

表10 12150L型柴油机不同状态下油压波形特征参数值

状态	启喷压力/V	最高喷射压力/V	喷油持续期/ms
正常	2.25	3.04	1.90
喷油器弹簧折断	1.05	2.05	1.79
高压油管渗漏	1.65	2.12	1.80

将该特征参数的异常变化作为观测信息, 利用第3节所建模型诊断燃油系统故障类型, 观测证据的设置方法及诊断结果见表11. 由表11诊断结果可见, 节点  $f_1$ 、 $f_7$  的后验概率分别为 61.33% 和 43.62%, 远高于其余节点的发生概率(最大值为 30.56%), 由此说明当前燃油系统极有可能发生喷油器弹簧折断和高压油管渗漏两种故障. 该诊断结果与文献[9]模拟的故障形式相同, 验证了本文所建简化诊断模型在实际故障诊断中的有效性. 此外, 表11显示故障  $f_5$  同样具有较高的发生概率, 为 30.56%. 这是因为在图4的诊断模型中, 针阀卡滞(上卡)故障同样会导致燃油启喷及最高喷射压力降低, 且该故障与燃油启喷压力降低这一异常征兆具有较强的因果关系. 由于观测到的所有异常征兆均不支持喷孔积碳故障的发生, 当前状态下故障节点  $f_4$  的后验概率并未提高, 为预设定的先验值.

表11 某12150L型柴油机燃油系统故障诊断结果

节点概率	
观测证据	异常征兆 $\hat{E}$ : 启喷压力及最高喷射压力下降, 喷油持续期缩短 证据设置: $P(e_5 = T) = P(e_7 = T) = P(e_9 = T) = 1$
	诊断结果 喷油器弹簧折断 $P(f_1 = T \hat{E}) = 0.6133$ 出油阀失效 $P(f_2 = T \hat{E}) = 0.2172$ 柱塞偶件穴蚀 $P(f_3 = T \hat{E}) = 0.1708$ 喷孔积碳 $P(f_4 = T \hat{E}) = 0.1250$ 针阀卡滞(上卡) $P(f_5 = T \hat{E}) = 0.3056$ 喷油器滴漏 $P(f_6 = T \hat{E}) = 0.2332$ 高压油管渗漏 $P(f_7 = T \hat{E}) = 0.4362$ 燃油喷射不正时 $P(f_8 = T \hat{E}) = 0.2579$

## 5 结论

本文针对燃油系统贝叶斯网络诊断模型建模复杂的问题, 利用粗糙集理论中的属性约简方法及因果机制独立模型分别简化诊断模型的拓扑结构和定量参数. 与经典贝叶斯网络模型的对比显示, 应用该方法后柴油机燃油系统诊断模型中征兆节点由9个减少为5个, 故障与征兆的关系数由36个减少为22个, 诊断模型建立的条件参数由188个减少为22个, 显著降低了诊断模型建立和应用的复杂程度. 利用实际故障例验证该简化燃油系统贝叶斯网络诊断模型的诊断效果, 结果表明, 所建的简化燃油系统诊断模型能够有效处理故障与异常征兆间的耦合问题, 得到符

合实际的诊断结论。

本文以柴油机燃油系统为研究对象,详述了其贝叶斯网络诊断模型的简化过程,所提方法同样适用于其他机械设备贝叶斯网络诊断模型的构建。

#### 参考文献(References)

- [1] 王国彪,何正嘉,陈雪峰,等.机械故障诊断基础研究“何去何从”[J].机械工程学报,2013,49(1): 63-72.  
(Wang G B, He Z J, Chen X F, et al. Basic research on machinery fault diagnosis—What is the prescription[J]. J of Mechanical Engineering, 2013, 49(1): 63-72.)
- [2] 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): 122-128.  
(Ma S W, Le Z W, Lv J, et al. Summarization of fault diagnostic technology for diesel[J]. J of Shanghai Second Polytechnic University, 2008, 25(2): 122-128.)
- [3] 傅军,贺炜,阎建国,等.贝叶斯网络在柴油机动力装置故障诊断中的应用[J].上海海运学院学报,2001,22(3): 68-71.  
(Fu J, He W, Yan J G, et al. A study of fault diagnosis based on Bayesian networks[J]. J of Shanghai Maritime University, 2001, 22(3): 68-71.)
- [4] Pradhan M, Provan G, Middleton B, et al. Knowledge engineering for large belief networks[C]. The 10th Int Conf on Uncer Tainty in Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1994: 484-490.
- [5] Huang Y P, Mccurran R, Dhadyalla G, et al. Probability based vehicle fault diagnosis: Bayesian network method[J]. J of Intelligent Manufacturing, 2008, 19(3): 301-311.
- [6] Cai B P, Liu H L, Xie M. A real-time fault diagnosis methodology of complex systems using object-oriented bayesian networks[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 80: 31-44.
- [7] 王永强,律方成,李和明.基于粗糙集理论和贝叶斯网络的电力变压器故障诊断方法[J].中国电机工程学报,2006,26(8): 137-141.  
(Wang Y Q, Lv F C, Li H M. Synthetic fault diagnosis method of power transformer based on rough set theory and bayesian network[J]. Proc of the CSEE, 2006, 26(8): 137-141.)
- [8] Mansour M M, Wahab M A A, Soliman W M. Bayesian network for fault diagnosis of a large power station and its transmission lines[J]. Electric Power Components and Systems, 2012, 40(8): 845-863.
- [9] 邓国红,曹龙汉,刘进,等.一种柴油机燃油系统故障诊断的新方法[J].重庆大学学报,2004,27(10): 8-13.  
(Deng G H, Cao L H, Liu J, et al. A new method of diesel engine fuel system fault diagnosis[J]. J of Chongqing University, 2004, 27(10): 8-13.)
- [10] Liu J, Zhou G Y. Fault diagnostic knowledge acquisition in diesel engine fuel system based on rough set description theory and grey theory[C]. Int Workshop on Information Technology and Security. Shanghai: IEEE, 2008: 211-215.
- [11] 黄文涛,赵学增,王伟杰,等.基于粗糙集理论的故障诊断决策规则提取方法[J].中国电机工程学报,2003,23(11): 150-154.  
(Huang W T, Zhao X Z, Wang W J, et al. Extraction method of decision rules for fault diagnosis based on rough set theory[J]. Proc of the CSEE, 2003, 23(1): 150-154.)
- [12] 徐章遂,房立清,米东,等.基于神经网络的柴油机燃油系统故障诊断[J].内燃机工程,2001,22(3): 32-35.  
(Xu Z S, Fang L Q, Mi D, et al. Fault diagnosis of fuel supply system for diesel engines based on artificial neural network[J]. Chinese Int Combustion Engine Engineering, 2001, 22(3): 32-35.)
- [13] 姚成玉,陈东宁,王斌.基于T-S故障树和贝叶斯网络的模糊可靠性评估方法[J].机械工程学报,2014,50(2): 193-201.  
(Yao C Y, Chen D N, Wang B. Fuzzy reliability assessment method based on T-S fault tree and bayesian network[J]. Chinese J of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 193-201.)
- [14] Pawlak Z. Information systems theoretical foundations[J]. Information Systems, 1981, 6(3): 205-218.
- [15] Skowron A, Rauszer C. The discernibility matrices and functions in information systems[J]. Intelligent Decision Support, 1992, 11: 331-362.
- [16] Li W, Poupart P, Beek V P. Exploiting structure in weighted model counting approaches to probabilistic inference[J]. J of Artificial Intelligence Research, 2011, 40: 729-765.
- [17] 周鹏飞.柴油机燃油喷射系统性能分析与结构优化[D].哈尔滨:哈尔滨工程大学动力与能源工程学院,2018.  
(Zhou P F. Performance analysis and structure optimization of diesel fuel injection system[D]. Harbin: College of Power and Energy Engineering, Harbin Engineering University, 2018.)
- [18] Lauritzen S L, Spiegelhalter D J. Local computations with probabilities on graphical structures and their application on expert systems[J]. J of the Royal Statistical Society, 1988, 50(2): 157-224.

#### 作者简介

王金鑫(1990—),男,博士生,从事柴油机故障诊断技术的研究, E-mail: wangjinxin@hrbeu.edu.cn;

王忠巍(1978—),男,副教授,博士,从事柴油机测试与故障诊断技术、基于嵌入式网络的船舶控制系统设计等研究, E-mail: wangzw@hrbeu.edu.cn;

马修真(1957—),男,教授,博士生导师,从事柴油机测试与故障诊断、动力机械电控技术等研究, E-mail: maxiuzhen@hrbeu.edu.cn;

袁志国(1975—),男,高级实验师,从事柴油机电控及实验技术等研究, E-mail: yuanzhiguo@hrbeu.edu.cn.

(责任编辑:郑晓蕾)