

# 信息融合与贝叶斯集成的船用中高速发动机磨损故障诊断

王永坚, 陈丹, 戴乐阳

(集美大学轮机工程学院, 福建 厦门 361021)

**[摘要]** 为了解决船用中高速发动机磨损故障诊断准确率偏低的问题, 提出多源信息融合与贝叶斯网络集成的磨损故障诊断方法。利用贝叶斯参数估计算法进行多源故障征兆信息融合, 通过大量发动机磨损故障实测数据, 结合该领域专家知识, 建构贝叶斯磨损故障诊断网络, 并建立朴素贝叶斯分类器, 简化融合结果, 最终通过最大后验概率估计值识别磨损故障模式。经实际故障案例计算分析, 验证了该诊断方法的有效性 & 网络模型建构的准确性。

**[关键词]** 船用中高速发动机; 贝叶斯网络; 磨损故障诊断; 多源信息融合

**[中图分类号]** TK 428

## Diagnosis of Marine Medium-High Speed Engine Wear Fault Based on Information Fusion and Integrated with Bayesian Networks

WANG Yongjian, CHEN Dan, DAI Leyang

(School of Marine Engineering, Jimei University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** To solve the problems of low accuracy rate in marine medium-high speed engine wear fault diagnosis, a method developed from Bayesian networks and multi-source information fusion was proposed. Firstly, Bayesian parameter estimation algorithm was applied to fuse multi-source wear fault information. Then, the Bayesian diagnosis model based on a large number of engine's wear-fault measured data and integrated with domain experts knowledge was constructed, and naive bayesian classifier was established to simplify the fusion result. Finally, by mean of calculating the maximum posterior probability estimation, the mode of engine wear fault was identified. The accuracy of model and the validity of wear fault diagnosis method were verified through actual wear fault cases' calculation and analysis, which suggests its great value of practical application has great value of practical application.

**Key words:** marine medium-high speed engine; Bayesian networks; wear fault diagnosis; multi-source information fusion

## 0 引言

船用中高速发动机运行转速高, 使用环境恶劣, 使得发动机运动副经常出现磨损故障<sup>[1]</sup>。故障的判别与诊断, 主要通过监测与发动机运动副磨损紧密关联的运行参数及性能指标等, 获得相关的故障征兆信息, 通过科学地分析与处理, 最后根据故障征兆和其他诊断信息定位并隔离故障, 完成故障

[收稿日期] 2018-02-25

[修回日期] 2018-04-20

[基金项目] 福建省自然科学基金资助项目(2016J01251, 2016J01311)

[作者简介] 王永坚(1972—), 男, 副教授, 高级轮机长, 从事船舶动力装置故障智能诊断与轮机仿真技术与研究。

的判别与诊断。但磨损故障征兆信息往往存在模糊性和不完备性等问题<sup>[2]</sup>，给船用中高速发动机状态监测和磨损故障诊断带来较大的困难。贝叶斯网络是目前解决模糊性和不完备性问题的有效方法之一，是不确定知识表达和推理领域最有效的理论方法和模型，在故障诊断领域有很大的发展空间<sup>[3]</sup>。

信息融合技术通过对多个信息源提供的信息合理进行支配，把各信息源在空间或时间上的冗余信息按照某种准则进行组合，以获得对被测对象一致性解释，并产生新的融合结果。发动机磨损故障多源信息融合是指将与发动机磨损相关的故障征兆信息进行融合，以提高磨损故障诊断的精度。

发动机磨损故障多源信息的融合与贝叶斯网络相结合，集成两者的技术优势，能较好地解决船用中高速发动机磨损故障诊断过程中，因故障征兆信息模糊和不完备性带来的故障诊断困难，为发动机磨损故障的准确诊断提供技术支持<sup>[4]</sup>。

## 1 船用中高速发动机磨损故障分析

船用中高速发动机由许多部件和运动副组成，是一个复杂的、相互关联的结构系统。不同类型的摩擦副是发动机运动副的物理实现，摩擦副及其润滑控制、状态监测以及补偿控制系统组成发动机摩擦学系统，图 1 为船用中高速发动机运动摩擦学物理模型。

活塞环侧面与缸套内表面、连杆大端与大端轴承、主轴颈与主轴承、传动齿轮组等是发动机重要的摩擦运动副<sup>[5]</sup>，通过获取与磨损故障相关的故障征兆信息，并将这些信息进行科学的分类、融合，从而判别运动副的磨损状态<sup>[6]</sup>。

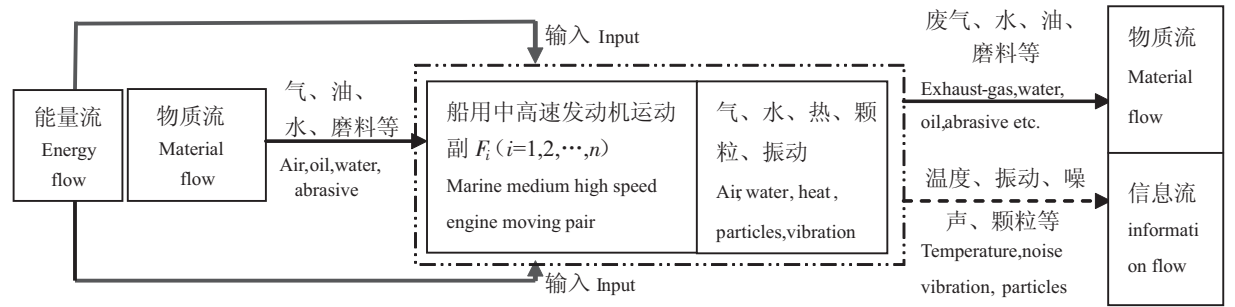


图 1 船用中高速发动机运动副摩擦学物理模型

Fig.1 The tribology physical model of kinematic pair for a marine medium-high speed engine

## 2 船用中高速发动机磨损故障贝叶斯诊断网络

### 2.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络（bayesian networks）又称为信念网络<sup>[7]</sup>，是一种基于网络结构的有向无环图解概率模型（DAG 模型），使用条件概率表示其量化关系，用一个二元组  $B(G,P)$  表示一个贝叶斯网络，其中： $G$  表示有向无环图； $P$  表示条件概率表。

根据贝叶斯网络基本原理，将与磨损故障诊断有关的各种信息（如故障征兆、故障模式等）用节点形式表示，节点之间的关联关系用网络中的有向边连接，紧密程度则通过节点间的条件概率（CPT）进行表达。将贝叶斯网络应用于发动机运动副的故障诊断，不仅能够有效地处理故障诊断过程中不确定问题，还能对多源异类信息进行有效表达与融合<sup>[8]</sup>。

### 2.2 发动机磨损故障贝叶斯诊断网络

发动机磨损故障诊断一般从运动副发生磨损故障时出现与之关联的典型故障征兆信息出发，挖掘运动副出现磨损故障时呈现的故障征兆与故障模式（如缸套擦伤等）之间的因果关系，最终获得故障原因和故障位置。笔者获取了近几年合作单位受控船舶中高速柴油机发生磨损故障时的大量监测信息，并邀请相关领域专家对以上数据进行归类、分析与评判，确定了发动机典型磨损故障征兆及故障模式层次表，如表 1 所示。

表 1 船用中高速发动机磨损故障层次表

Tab.1 The hierarchical structure of the wear fault for a marine medium-high speed engine

节点类型 Node type	节点编号 Node number	节点名称 Name of the node	节点编号 Node number	节点名称 Name of the node
与发动机磨损故障有关的典型征兆节点 Typical symptom nodes associated with engine wear failure	$S_1$	润滑油不溶物含量大 Lub. oil with a high content of insoluble matter	$S_7$	铅元素浓度高 The concentration of Lead is high
	$S_2$	硼元素浓度高 The concentration of Boron is high.	$S_8$	Fe 大小磨粒(D) 浓度高 The concentration of Fe is high
	$S_3$	铝元素浓度高 The concentration of Aluminum is high	$S_9$	Cu 元素浓度高 The concentration of Cu is high
	$S_4$	缸内压缩/爆炸压力低 The cylinder compression/explosion pressure is low	$S_{10}$	振动较为明显 The vibration more obvious
	$S_5$	严重滑动磨粒较多 More severe sliding abrasive	$S_{11}$	滑油进机压力低 The inlet pressure of lube oil is low
	$S_6$	片状磨粒较多 More flake abrasive	$S_{12}$	疲劳块状磨粒较多 More fatigue blocks
发动机典型磨损故障模式节点 Engine's typical wear failure mode node	$F_{11}$	缸套表面擦伤 The surface of cylinder liner is grazing	$F_{31}$	大端轴瓦表面擦伤 The surface of the large end bearing bush is grazing
	$F_{12}$	缸套活塞组磨损过快 The cylinder liner-piston wearing is too fast.	$F_{32}$	大端轴瓦表面材料剥落 The surface material of the large end bearing bush is peeling off
	$F_{21}$	主轴瓦表面擦伤 The surface of main bearing bush is grazing	$F_{41}$	齿轮表面点蚀 Gear's surface is pitting
	$F_{22}$	主轴瓦表面材料剥落 The surface material of main bearing bush is peeling off	/	/

1) 发动机贝叶斯诊断网络结构的搭建。为降低贝叶斯网络建构的复杂性,在网络建构过程中,运用朴素贝叶斯分类器(NB)原理,即:网络结构为两层贝叶斯网路,包含一个类变量父节点,其余为属性变量子节点,各属性变量节点 $S_i$ 相互类条件独立,每个属性节点 $S_i$ 只与类节点 $F$ 相关联。根据表1确定发动机磨损故障典型征兆节点与故障模式节点的对应关系,搭建发动机贝叶斯诊断网络结构,如图2所示。

2) 网络参数的学习。发动机磨损故障贝叶斯诊断网络结构中各故障征兆节点条件概率的学习和确定,有两种方式:一是在缺乏足够故障训练样本情况下,通过询问领域专家获取相关数据信息,采用概率刻度法进行赋值<sup>[3]</sup>;二是具有完整数据的贝叶斯网络进行参数学习<sup>[9]</sup>。学习的目标是根据概率分布的先验分布和训练样本数据计算的后验概率分布。设概率分布向量 $\theta_{ij}=(\theta_{ij1},\theta_{ij2},\cdots,\theta_{ija_i})$ ,在 $\theta_{ij}$ 相互独立的情况下,若无数据缺失,则后验概率分布保持独立,且有:

$$P(\theta_s | D, S) = \prod_{i=1}^n \prod_{j=1}^{q_i} p(\theta_{ij} | D, S).$$

(1)

式中:  $D$  为训练样本集;  $S$  为网络结构模型;  $\theta_s$  为概率分布向量。

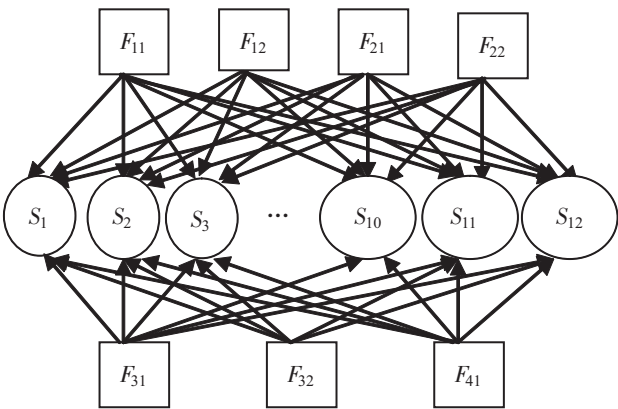


图 2 船用中高速发动机磨损故障贝叶斯诊断网络结构图

Fig.2 Wear fault Bayesian networks structure for a marine medium-high speed engine

通过询问领域专家获取相关数据信息,采用概率刻度法进行赋值<sup>[3]</sup>;二是具有完整数据的贝叶斯网络进行参数学习<sup>[9]</sup>。学习的目标是根据概率分布的先验分布和训练样本数据计算的后验概率分布。设概率分布向量 $\theta_{ij}=(\theta_{ij1},\theta_{ij2},\cdots,\theta_{ija_i})$ ,在 $\theta_{ij}$ 相互独立的情况下,若无数据缺失,则后验概率分布保持独立,且有:

取 Dirichlet 分布  $p(S_4/F, S_3)$ , 作为先验分布, 结合磨损故障征兆训练样本数据, 可得后验概率分布为:

$$\theta_{ijk} = (\alpha_{ijk} + N_{ijk}) / (\alpha_{ij} + N_{ij}). \quad (2)$$

式中:  $N_{ijk}$  是  $D$  中随机变量  $X_i$  及其父节点的记录个数;  $\alpha_{ijk}$  是 Dirichlet 分布的先验概率分布, 且  $\alpha_{ij} = \sum_{k=1}^{r_i} \alpha_{ijk}$ ,  $N_{ij} = \sum_{k=1}^{r_i} N_{ijk}$ 。同理, 可获得在不同故障征兆样本状态下, 各故障模式的条件概率数据, 即先验数据和故障征兆样本数据的综合。至此, 发动机磨损故障贝叶斯诊断网络各故障模式节点的条件概率, 可由先验概率与节点监测样本数据计算后得以确定。

### 3 多源信息融合发动机磨损故障贝叶斯诊断

#### 3.1 贝叶斯参数估计的多源故障征兆信息融合

设船用中高速发动机在某一持续运转时间内被测样本有  $m$  个故障模式,  $F_j = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$ ,  $n$  个与故障模式相关联的征兆信息为  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ , 故障征兆信息的测量模型<sup>[6]</sup>:

$$S = f(F_j) + v. \quad (3)$$

式中:  $f(F_j)$  为  $S$  与  $F_j$  的函数关系;  $v$  为随机噪声。

单个磨损故障征兆的估计计算过程:

1) 设其特征值为  $S_i$ , 故障模式  $F_j$  的估计值为  $\hat{F}_j(S_i)$ , 并定义  $L(\hat{F}_j(S_i), F_j)$  为损失函数, 根据贝叶斯估计, 相应损失函数的期望值, 即风险表达式为:

$$R = E\{L(\hat{F}_j(S_i), F_j)\} = \int P(S_i) \int P(F_j/S_i) L(\hat{F}_j(S_i), F_j) d(F_j) d(S_i). \quad (4)$$

式中:  $P(S_i)$  为故障征兆测量数据的分布概率;  $P = F_j/S_i$  为磨损故障模式  $F_j$  的后验概率。

2) 取风险最小的估计准则, 必须使:

$$\partial R / \partial F_i |_{F_j = \hat{F}_j(S_i)} = 0. \quad (5)$$

则单个磨损故障征兆信息的最大后验概率最优估计值为:

$$\hat{F}_{opt}(S_i) = \max_{\hat{F}_j} P(F_j/S_i). \quad (6)$$

同理, 在发动机磨损故障诊断系统中, 加入  $n-1$  个与磨损故障模式相关的故障征兆信息后, 最大的后验概率估计的算法与单个故障征兆信息时是一致的, 此时,  $n$  个故障征兆信息的融合值为:

$$\hat{F}_{opt}(S_1, S_2, \dots, S_n) = \max_{\hat{F}} P(F_j/S_1, S_2, \dots, S_n). \quad (7)$$

这样, 发动机磨损故障状态的多源故障征兆信息的融合问题就可以通过寻找故障模式  $F_j$  的后验概率  $P = F_j/S_i$  获得解决, 并获取相应的最大后验概率估计值。

#### 3.2 故障模式贝叶斯分类器设计

当发动机磨损故障多源故障征兆信息融合后, 根据贝叶斯定理, 设定故障征兆信息  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ , 则磨损故障模式  $F_j$  的概率为:

$$P(F_j/S_1, S_2, \dots, S_n) = P(S_1, S_2, \dots, S_n/F_j) P(F_j) / P(S_1, S_2, \dots, S_n) = \alpha P(S_1, S_2, \dots, S_n/F_j) P(F_j). \quad (8)$$

式中:  $\alpha$  为正规化因子  $\alpha = 1/P(S_1, S_2, \dots, S_n)$ ;  $P(F_j)$  为类  $F_j$  的先验概率。

式 (8) 还可表示为:

$$P(F_j/S_1, S_2, \dots, S_n) = \alpha \prod_{i=1}^n P(S_i/S_1, S_2, \dots, S_{n-1}, F_j). \quad (9)$$

将式 (9) 带入式 (7) 得到:

$$\hat{F}_{opt}(S_1, S_2, \dots, S_n) = \alpha \prod_{i=1}^n P(S_i/S_1, S_2, \dots, S_{n-1}, F). \quad (10)$$

采用 NB 分类器后, 式 (10) 又可表示为:

$$\hat{F}_{opt}(S_1, S_2, \dots, S_n) = \alpha \max_{\hat{F}} (\prod_{i=1}^n p(S_i/F)). \tag{11}$$

通过式 (11) 可以计算出磨损故障模式  $F_j$  的最大后验估计值, 从而给出最可能的发动机磨损故障模式。

3.3 发动机磨损故障贝叶斯诊断过程的实现

运用贝叶斯参数估计算法, 将与发动机磨损故障相关的各种故障征兆信息 (参见表 1) 进行有效融合, 增加信息的完备性, 为故障的正确诊断提供可靠的证据信息。图 3 为发动机磨损故障贝叶斯诊断流程图。诊断过程如下: 1) 通过采集受控船舶中高速柴油发动机部分机组发生磨损故障时各种故障征兆信息, 并根据发动机说明书规定的运行和性能参数的使用警告值、领域专家的经验建议以及行业推荐的使用范围标准等, 对已采集的故障征兆信息进行典型特征信息的提取; 2) 利用贝叶斯参数估计算法, 对发动机磨损典型故障征兆信息进行多特征信息融合; 3) 综合利用已获取的大量与发动机磨损故障相关的故障征兆训练样本, 结合领域专家丰富的故障诊断经验知识, 运用贝叶斯网络方法构建故障征兆信息与故障模式之间的联系, 搭建发动机磨损故障贝叶斯诊断网络结构; 4) 通过建立朴素贝叶斯分类器, 消除故障征兆信息模糊性影响, 并简化信息融合结果; 5) 通过最大后验概率估计值的比较获得诊断结论。

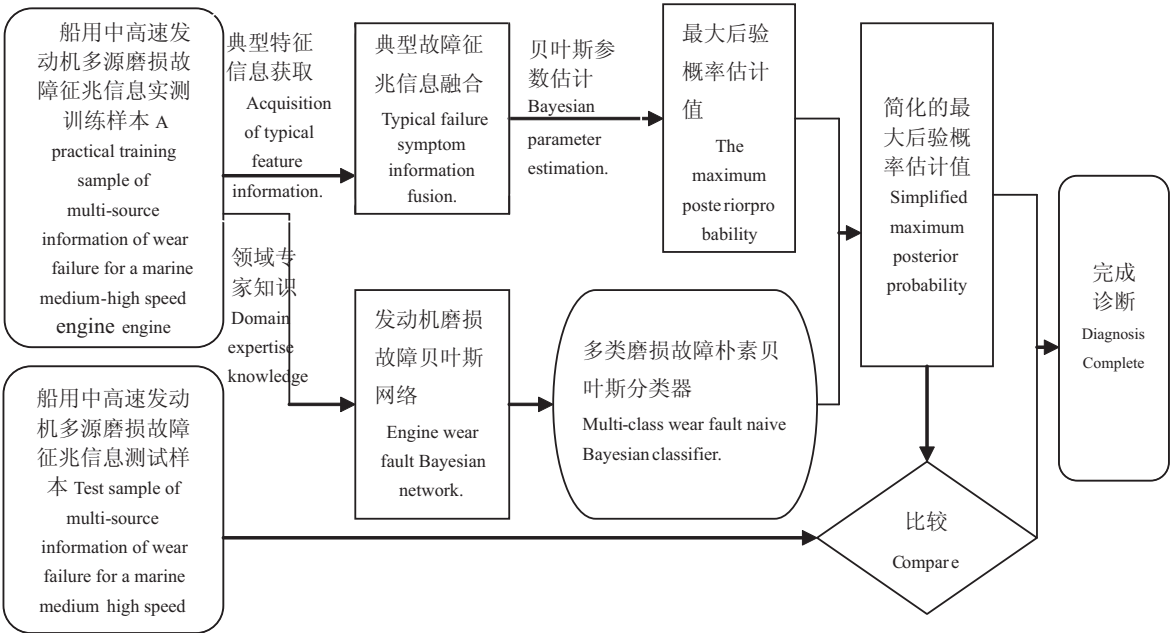


图 3 船用中高速发动机磨损故障贝叶斯诊断流程图  
Fig.3 The flow chart of wear fault Bayesian diagnosis for a marine medium–high speed engine

4 验证分析

发动机磨损故障征兆样本数据均来至合作单位受控船舶中高速发动机, 选取 475 组数据作为发动机磨损故障试验样本, 开展计算分析。各故障模式训练与测试样本如表 2 所示。

以一台受控发电柴油机 (潍柴 6170, 转速 1 000 r/min, 额定功率 300 kW, 曲轴箱润滑油使用时间为 5 882 h) 的磨损故障为测试样本, 故障模式为  $F_{32}$  (大端轴瓦表面材料剥落), 将获取的现场及送检曲轴箱润滑油理化/铁谱/光谱检测的典型征兆信息与正常使用范围进行对比, 如表 3 所示。该测试样本故障征兆状态为  $\{0,0,0,1,1,0,1,1,1,1,0\}$ , 结合诊断网络模型条件概率学习原理, 根据图 1, 可获得如表 4 所示各故障模式条件概率值。



表 2 故障样本分配表

Tab. 2 Wear fault sample assignment

故障模式节点 Failure mode node	磨损故障样本(组) Wear failure samples(group)	训练样本(组) Training sample(group)	测试样本(组) Test samples(group)
$F_{11}$	80	60	20
$F_{12}$	100	80	20
$F_{21}$	75	55	20
$F_{22}$	45	30	15
$F_{31}$	90	70	20
$F_{32}$	55	40	15
$F_{41}$	30	20	10

表 3 某受控柴油发动机 5 882 h 时间段磨损故障征兆对比数据

Tab. 3 The contrast data for controlled diesel engine wear fault symptom at 5882 h

项目 Item	压缩压力 $S_4$ Compression pressure/MPa	严重滑动 磨粒 $S_5$ Severe sliding abrasive particles	铅元素质量 浓度 $S_7$ Lead concentration /( mg · L <sup>-1</sup> )	Fe 元素大小 磨粒浓度 $S_8$ The concentration of the Fe element		铜元素质量 浓度 $S_9$ Copper concentration /( mg · L <sup>-1</sup> )	振动情况 $S_{10}$ Vibration condition	滑油进油 压力 $S_{11}$ Lube oil inlet pressure/MPa
				$D_L$	$D_S$			
正常使用 范围 Normal using range	4.5	少, 未见 > 15 mm 磨粒	≤40	< 110	< 90	≤50	微弱 Weak	0.23 – 0.25
故障时检测 数据 When a failure testing data	4.0	大磨粒多, 偶见 > 20 mm 磨粒	38	121	98	58	较明显 More apparent	0.21

表 4 受控柴油发动机某次故障征兆各故障模式条件概率一览表

Tab. 4 The list of conditional probability for each fault mode at given wear fault symptoms

节点编号 Node number	征兆状态 Symptom state	故障模式条件概率 The conditional probability of failure mode							
		$F_{11}$	$F_{12}$	$F_{21}$	$F_{22}$	$F_{31}$	$F_{32}$	$F_{41}$	
$S_1$	0	0.05	0.04	0.15	0.12	0.15	0.17	0.15	
$S_2$	0	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	
$S_3$	0	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	
$S_4$	1	0.10	0.78	0.10	0.10	0.36	0.38	0.05	
$S_5$	1	0.67	0.04	0.11	0.58	0.12	0.62	0.06	
$S_6$	0	0.09	0.04	0.05	0.11	0.05	0.10	0.05	
$S_7$	1	0.01	0.01	0.68	0.65	0.65	0.67	0.03	
$S_8$	1	0.54	0.73	0.03	0.03	0.03	0.04	0.46	
$S_9$	1	0.01	0.01	0.58	0.55	0.58	0.59	0.04	
$S_{10}$	1	0.32	0.48	0.08	0.10	0.42	0.38	0.47	
$S_{11}$	1	0.01	0.01	0.65	0.63	0.53	0.56	0.11	
$S_{12}$	0	0.95	0.97	0.95	0.94	0.91	0.93	0.03	

磨损故障诊断过程如下：

由式（9）可得：

$$P(F_j/S_1,S_2,\cdots,S_n) = \alpha P(F_j) \cdot (P(S_1|F_j) \cdot \cdots \cdot (P(S_{12}|F_j)。$$

由式（12）可得  $P(F_{11}/S_1,S_2,\cdots,S_{12}) = 9.9 \times 10 - 16\alpha$ ，同理可获得其他故障模式后验概率，由

$\sum_{j=1}^7 P(F_j/S_1, S_2, \cdots, S_n) = 1$ ，可得  $\alpha = 8.86 \times 10^9$ ，最后可获得如表5所示各故障模式的后验概率值。

表5 受控柴油发动机某次故障征兆各故障模式先验及后验概率一览表

Tab.5 The list of Prior and Posteriori probability for each fault mode at given wear fault symptom

故障模式 Failure mode	$F_{11}$	$F_{12}$	$F_{21}$	$F_{22}$	$F_{31}$	$F_{32}$	$F_{41}$
故障模式先验概率 Failure mode prior probability	0.2	0.38	0.1	0.05	0.14	0.08	0.05
故障模式后验概率 $\times \alpha$ Failure mode Posterior probability $\times \alpha$	$9.9 \times 10^{-16}$	$6.4 \times 10^{-16}$	$4.8 \times 10^{-13}$	$2.4 \times 10^{-12}$	$1 \times 10^{-11}$	$1 \times 10^{-10}$	$9.6 \times 10^{-17}$
故障模式后验概率 Failure mode A posteriori probability	$8.8 \times 10^{-6}$	$5.6 \times 10^{-6}$	$4.2 \times 10^{-3}$	0.021	0.09	0.88	$8.4 \times 10^{-7}$

根据表5所得的数据，代入式(11)，可计算出最大后验概率估计值为： $\hat{F}_{opt}(S_1, S_2, \cdots, S_{12}) = 0.88$ 。由此可以确定此次发动机磨损故障模式为  $F_{32}$  类，即：大端轴瓦表面材料剥落。诊断结果与测试故障样本相一致。同理，对其余的各故障模式测试样本进行测试，得到的诊断结果如表6所示。从表6可以看出故障诊断正确率较高，说明本文采取的故障诊断方法是有效的，建构的网络模型是正确的。

表6 各磨损故障模式的测试结果

Tab.6 The test results for each fault mode

故障模式 Failure mode	测试样本 Test sample	诊断正确 Correct diagnosis	正确率 Accuracy rate/%
$F_{11}$	20	18	90.0
$F_{12}$	20	19	95.0
$F_{21}$	20	16	80.0
$F_{22}$	15	12	80.0
$F_{31}$	20	17	85.0
$F_{32}$	15	13	86.7
$F_{41}$	10	8	80.0

5 结束语

- 1) 为准确诊断船用中高速发动机磨损故障问题，提出了多源故障征兆信息融合技术与贝叶斯网络相结合的故障诊断方法，通过受控柴油发动机实际数据测试，证明了该方法是可行的。
- 2) 提出了基于贝叶斯参数估计算法的多源特征参数的融合方法；搭建发动机磨损故障贝叶斯网络模型；建立发动机磨损故障朴素贝叶斯分类器，消除故障征兆信息模糊性的影响，并简化信息融合结果。
- 3) 本文提出的发动机磨损故障诊断方法是有效的，所建网络模型是准确的，为快速、准确诊断发动机磨损故障问题提供了技术支持。

[ 参考文献 ]

[1] 黄加亮. 轮机维护与修理 [M]. 大连: 大连海事大学出版社, 2010.

[2] 刘希亮, 陈桂明. 基于多传感器信息融合的贝叶斯网络故障诊断方法研究及应用 [J]. 机械科学与技术, 2013, 32(1): 91-95.

[3] 林洋. 基于贝叶斯网络船用柴油机故障诊断系统的研究 [D]. 大连: 大连海事大学, 2016.

[4] 沈怀荣, 杨露. 信息融合故障诊断技术 [M]. 北京: 科学出版社, 2013.

[5] 满一新. 船机维修技术 [M]. 大连: 大连海事大学出版社, 2011.

[6] 杨其明, 严新平. 油液监测分析现场实用技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.

[7] 刘建伟, 黎海恩, 罗雄麟. 概率图模型表示理论 [J]. 计算机科学, 2014(7): 1-17.

[8] 刘思远. 信息融合和贝叶斯网络集成的故障诊断理论方法及实验研究 [D]. 北京: 燕山大学, 2010.

[9] SU HONG SHENG. Multi-source fuzzy information fusion method based on Bayesian optimal classifier [J]. Acta Automatic Sinica, 2008, 34(3): 282-287.

(责任编辑 陈 敏 英文审校 郑青榕)