

文章编号:1000-8055(2013)08-1885-12

基于多源诊断信息融合的发动机气路分析

孙见忠, 左洪福

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

摘 要: 针对气路可测信息的有限性及不确定性易导致航空发动机气路分析结果准确度和精度不高的问题,提出了一种基于贝叶斯网络的多源诊断信息融合机制,以提高气路部件故障诊断的准确度和精确度.介绍了基于贝叶斯网络的气路分析方法,在此基础上提出了改进的用于多源诊断信息融合的气路分析贝叶斯网络,即以常规的气路可测参数为主,而其他诊断信息则借助故障模式先验概率表引进贝叶斯网络,实现多源信息的融合.仿真实验表明:通过融合多源信息能够准确地诊断出传统的气路分析难以识别的故障,同时降低了健康参数估计值的方差,提高了诊断结果的精确度;在观测噪声放大一倍、健康参数变化量小于 1% 的情况下,通过融合多源信息仍能准确的估计出健康参数变化量,且标准差均于 0.1%.

关 键 词: 发动机健康管理; 气路分析; 故障诊断; 信息融合; 贝叶斯网络; 贝叶斯推理

中图分类号: V233.7; TH122

文献标志码: A

Gas path analysis based on multi-sources diagnostics information fusion

SUN Jian-zhong, ZUO Hong-fu

(College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Considering the poor accuracy and precision of the gas path analysis (GPA) results due to lack of enough measured gas path parameters and the associated uncertainty, a Bayesian network based multi-source diagnostics information fusion mechanism was proposed to improve the performance of the GPA. The Bayesian network based GPA (BN-GPA) was introduced briefly, then an improved BN-GPA was developed to incorporate diagnostics information from multi sources. In the framework based on the diagnostics information inferred from the measured gas path parameters, other diagnostics information was incorporated into the Bayesian network by the fault mode prior probability table. The results of the simulation show that by fusing the multi sources information, the fault mode which cannot be identified by the traditional GPA now can be identified accurately with reduced variance for the estimation of the health parameters; In another case where the standard deviation of the measurement noise is doubled and the deviations of the health parameters of the faulty components are set less than 1%, the estimation results of the health parameters are still relative accurate with the standard deviation of the estimation result less than 0.1%.

Key words: engine health management; gas path analysis; fault diagnostics; information fusion; Bayesian network; Bayesian inference

收稿日期: 2012-09-09

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20130802.1224.201308.1885_028.html

基金项目: 国家自然科学基金委员会与中国民用航空局联合基金(60939003, 61179058)

作者简介: 孙见忠(1982—),男,山东青岛人,博士生,主要从事航空发动机状态监控与健康管理方面研究.

航空发动机是一个复杂系统,子系统故障不仅引起自身功能或性能的变化,往往引起其他子系统或部件的状态变化,即故障征兆有多种表现形式和途径,这为基于多源信息融合的发动机故障诊断提供了可能.基于多源信息融合的故障诊断的目的就是利用所有可用信息,降低监控系统虚警率、提高故障检测和隔离的可靠度与精度^[1-6].

气路分析是航空发动机气路部件故障诊断的重要技术,目前所面临的主要问题是翼发动机气路可测参数有限,导致待估计的气路健康参数多于独立的气路可测参数,使得不同的故障模式可能表现出相同的故障征兆,给准确的隔离和评估故障带来了困难.因此,一些学者提出了利用信息融合的方法来提高气路分析的准确度,如人工神经网络融合^[3-4]、基于证据理论的诊断决策融合^[5]以及基于进化支持向量回归机融合^[6]等方法.这些方法在通过多种诊断算法的融合来提高诊断准确度方面做了有益的尝试,但其诊断信息仍然以气路性能参数单一信息源为主,因此并不能从根本上解决信息不足这一矛盾,而融合其他监控领域(如振动监控,气路静电监控等)的诊断信息成为弥补气路分析信息不足的一条重要的途径,也是发动机融合故障诊断的一个新的研究方向^[2].

随着新型发动机健康监测技术的发展和应用,气路部件故障除会导致发动机性能参数的变化,同时也可能在其他状态监控信息里有所体现,如振动信号^[7-8],气路静电信号^[9-10],叶尖间隙与定时信号^[11-12]等.比如叶片-机匣碰摩故障,比较严重时引起叶尖间隙的扩大可能会导致气路性能参数的变化,甚至还会引起振动信号的异常,同时叶片碰摩也会在尾气静电信号里有所体现.此外,发动机外场使用中多年积累的排故经验以及厂家技术手册也为故障隔离和定位提供了丰富的经验信息,这都为基于多源信息融合的气路部件故障诊断提供了可能.

本文从多源诊断信息融合的角度出发,提出一种基于贝叶斯网络多源信息融合的气路分析方法,其基本思想是以基于贝叶斯网络的气路分析为基础,即以常规的气路可测参数信息为主,而其他状态监控信息(如气路静电监控、振动监控等)或经验信息则以先验信息的形式引进气路分析,借助贝叶斯理论实现多源诊断信息的融合,提高诊断结果的准确度和精度.

1 基于贝叶斯网络的气路分析

贝叶斯网络作为一种不确定性知识表达与推

理模型,能有效进行多源信息表达与融合,因此在故障诊断领域受到了越来越多的重视. Breese 等借助贝叶斯网络构建了地面燃气轮机的故障诊断专家系统,根据各类观测信息来更新潜在的备选故障的似然度^[13], Palmer 等将贝叶斯网络用于 CF6 发动机的故障检测^[14],在这些方法里贝叶斯网络的建立依赖于历史统计数据. Romessis 等提出根据发动机性能模型建立贝叶斯网络用于气路部件故障诊断^[15-16],即利用贝叶斯网络表示气路部件健康参数与气路可测参数之间的概率映射关系,在已知可测参数后借助贝叶斯推理可隔离出故障单元体. Romessis 把实质为连续的健康参数及可测参数进行了离散化处理,这就不可避免的引进了误差,因此这种方法仍以定性的故障隔离为主,难以精确估计故障单元体的健康参数. Lee 等人进一步发展了这种方法,引进了贝叶斯模型平均法,用一个连续分布来描述健康参数以及测量参数,不再需要对其进行离散化,因此可以定量地评估单元体的健康状况^[17-18].但在这些方法里仍然以气路可测参数为信息源进行气路分析,没有考虑其他诊断信息源的融合,仍然面临着观测信息有限以及观测信息不确定性的问题,导致诊断结果不确定性较大,特别是故障较微弱时,甚至不能准确隔离出故障单元体.

1.1 气路分析贝叶斯网络模型的构造

贝叶斯网络是一个有向无环图,由代表变量的节点及连接这些节点的有向边构成.节点代表随机变量或事件,节点间的有向边代表了节点间的概率依存关系—条件概率.用于气路分析的贝叶斯网络模型主要包括两类节点变量:表征气路部件健康状态的健康参数节点 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$ 和气路可测参数节点 $Y = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_M\}$. 发动机性能模型建立了发动机气路部件健康参数和气路可测参数之间的函数关系

$$Y = F(u, f) \quad (1)$$

在某一稳态工作点下(如地面最大推力状态或巡航状态)把式(1)线性化,可得到健康参数节点 f 和气路可测参数节点 Y 的线性关系^[19]

$$Y = Af + E \quad (2)$$

其中 A 是系数矩阵, E 是误差项,包括由测量噪声以及线性化引进的误差,假设服从均值为 0、方差为 V 的多元高斯分布.因此,给定 f ,观测向量 Y 的分布也是一个多元高斯分布.

$$Y|f \sim N(Af, V) \quad (3)$$

图 1 所示为气路分析的贝叶斯网络模型,由

贝叶斯网络推理得网络节点的联合概率密度为

$$p(Y_1, Y_2, \dots, Y_M, f_1, f_2, \dots, f_N) = \prod_{i=1}^N p(f_i) \prod_{j=1}^M p(Y_j | f_1, f_2, \dots, f_N) \quad (4)$$

其中 $p(Y_j | f_1, f_2, \dots, f_N)$ 为第 j 个气路可测参数节点, 其条件概率的计算由式(3)得到. 在故障诊断中, 给定观测向量后可借助贝叶斯推理计算健康参数的后验概率: $p(f|Y)$. 健康参数节点的先验分布 $p(f_i)$ 由经验信息确定, 如可假设其服从高斯分布, $f_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$. 对于一台新的发动机, μ_i 接近设计值, 而对于一台故障或发生性能退化的发动机 μ_i 通常偏离其设计值.

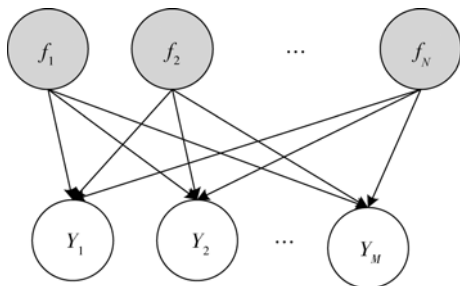


图1 气路分析贝叶斯网络模型

Fig. 1 Bayesian network model for GPA

图1所示贝叶斯网络模型, 包含了所有的气路部件健康参数节点和可测参数节点, 而实际上故障同时在多个单元体上发生的可能性很低, 因此, 在实际的故障诊断问题中通常以健康参数的子集和所有可测参数来构造贝叶斯网络. 以 θ 来表示所有健康参数 $f = \{f_1, f_2, \dots, f_N\}$ 的一个子集, 若 f_i 包含在子集 θ 中, 则在故障诊断中需要估计 f_i 的值, 否则 f_i 为设计值, 即假设其未发生故障或性能退化, 因此引进一个指示变量 λ 用于表明待估计健康参数子集 θ 中所包含的健康参数元素. 定义 $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N\}$ 是一个元素取值为1或0的向量, 若 $\lambda_i = 1$ 则健康参数 f_i 包含在待估计的健康参数子集 θ 中, 否则 f_i 不在子集 θ 中. 因此, 引进辅助变量 λ 后, 可以定义 f_i 的先验条件概率为

$$f_i | \lambda_i (1 - \lambda_i) \cdot N(f_{0,i}, \tau^2) + \lambda_i \cdot N(\mu_i, \sigma_i^2) \quad (5)$$

其中 $f_{0,i}$ 为第 i 个健康参数的设计值, 即未发生故障或性能退化时的正常值, 且标准差 τ 取值很小, 因此当 $\lambda_i = 0$ 时, f_i 的取值在 $f_{0,i}$ 附近的很小的区域内, 只要 τ 取值足够小, f_i 就无限接近 $f_{0,i}$, 相当于 f_i 已知, 而不必包含在待估计的健康参数子集 θ

中. 相反, 若 $\lambda_i = 1$, 则 f_i 取值在 μ_i 附件的区间内, 且 σ_i 通常足够大以覆盖可能的取值的范围.

对含有 N 个健康参数节点的贝叶斯网络模型, 通过改变 λ 的取值共可以得到 2^N 个排列组合或子模型 M , 每个模型 M 分别代表了不同的故障模式, 如 $\lambda = \{1, 1, 0, 0, \dots, 0, 0\}$ 则代表风扇单元体故障. 在没有任何先验信息的情况下, 所有的故障模式发生的概率 $p(m)$ 均等, 即 M 服从离散均匀分布

$$p(m) = \frac{1}{2^N} \quad (m = 1, \dots, 2^N) \quad (6)$$

在引进新的节点 λ 和 M 后, 得到一个新的气路分析的贝叶斯网络模型如图2所示, 图中 M 与 λ 之间的虚线边表示一种确定性关系, 即给定 M 后 λ 是确定的. 其他诊断信息或经验信息可借助故障模式先验概率表或健康参数的先验分布引进贝叶斯网络.

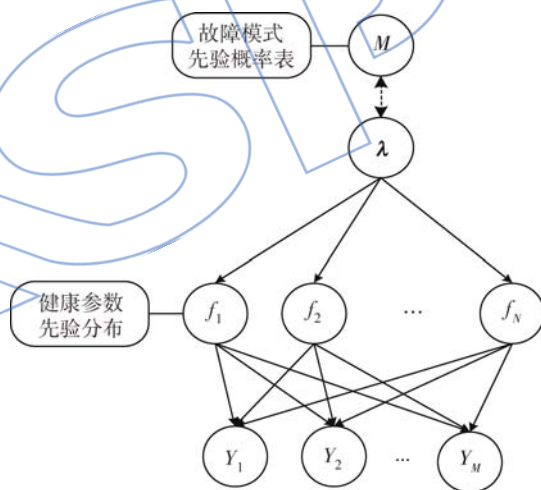


图2 改进的气路分析贝叶斯网络模型

Fig. 2 Improved Bayesian network model for GPA

1.2 气路部件健康参数估计

在故障诊断中, 给定观测向量 Y 后通常对故障模式 M 和健康参数 f 的后验分布感兴趣, 即 $p(M|Y)$ 和 $p(f|Y)$.

$$p(M|Y) = \frac{p(Y|M)p(M)}{p(Y)} \propto \frac{p(Y|M)p(M)}{p(Y)} \quad (7)$$

其中

$$p(Y|M) = \int_f p(Y|f, M) p(f|M) df \quad (8)$$

由贝叶斯网络的条件独立性可得

$$p(Y|M) = \int_f p(Y|f) p(f|M) df \quad (9)$$

将式(9)带入式(7)可得

2.3 第二类先验信息的融合

发动机状态监控系统不仅能够实现对发动机异常状态的监控,还可以根据性能参数的偏差模式和经验把故障隔离到低压或高压系统.如对于CFM 56 发动机,外场排故经验表明:若巡航状态的发动机尾气排气温度和燃油流量同时上升,而高压转子转速下降,则一般高压涡轮部件发生故障的可能性较高,当尾气排气温度和燃油流量同时上升,而高压转子转速下降时,则高压压气机发生故障的可能性较高.通常依据厂家技术手册或其他技术资料以及外场总结的经验,通过分析状态监控参数的偏差模式可以辅助隔离故障到某些可能的单元体,借助故障模式的先验概率表来提高相应的故障模式的先验概率.由于这些经验信息本身具有一定的不确定性,因此用概率的方法来表述更加符合实际情况,借助故障模式先验概率表融合进气路分析.

发动机气路部件故障通常也会在其他状态监控系统里有所反映,如振动信号、气路静电信号、叶尖定时信号等.发动机在使用过程中,转子可能发生变形、磨损、连接及刚性的变化,工作叶片可能折断或蠕变而伸长,这些原因都可能使发动机转子原有的平衡状态被破坏,引起发动机振动问题^[7].因此,气路部件故障有可能在振动信号里有所体现,通过分析发动机不同位置的振动信号的频率及能量变化特征可能把故障隔离到高压或低压转子系统,如文献^[8]通过分析安装在发动机转子两端的振动传感器信号把故障隔离到高压系统,以辅助气路分析.碰磨故障是典型的气路部件故障,碰磨故障会改变转子系统的力平衡和动刚度,引起振动加剧,影响气路部件工作,严重的碰磨还会造成叶尖间隙增大、效率降低,导致发动机性能下降.碰磨故障将导致尾气静电信号的变化,出现与转子频率相关的阶次成分,因此借助阶次分析能够把碰磨故障隔离到高压或低压转子系统^[9-10].叶尖定时传感器通过直接监测叶尖振动和叶尖间隙可实现对叶片损伤包括裂纹、变形以及掉块等故障的在线监测,可为气路部件的故障隔离提供辅助信息^[12-20].如果能借助振动、静电等监控手段或经验信息,初步把气路部件故障隔离到高压或低压转子系统,则可以根据以下规则调整表1各故障模式的先验概率:

```
for i=1:1024
if 2≤sum(λ(i,:))≤4
for j=1:5
```

```
if λ(i,2*j-1) ∧ λ(i,2*j)
if sum(λ(i,:))=2
if j=3 ∨ j=4
Increase p(mi) # 高压系统故障
```

同样,若认为低压系统发生故障的概率较高,则可按照类似规则调整低压系统的相应的各故障模式的先验概率.

2.4 第三类先验信息的融合

发动机外场故障诊断还可以借助孔探等手段实现故障的准确隔离,如发生鸟击,叶片损伤之类的故障通常可以借助孔探检查而定位到某个单元体.假设借助孔探等其他辅助故障定位方式,可以把故障隔离到高压压气机系统,则可按以下规则调整表1中各故障模式的先验概率:

```
for i=1:1024
if 2≤sum(λ(i,:))≤4
for j=1:5
if λ(i,2*j-1) ∧ λ(i,2*j)
if sum(λ(i,:))=2
if j=3 ∨ j=4
Increase p(mi) # 高压系统故障
if j=3
Increase p(mi) # 高压压气机故障
```

3 仿真实验与分析

3.1 涡扇发动机气路分析贝叶斯网络模型

仿真实验采用典型的双转子大涵道比涡扇发动机模型,如图3所示(图中Fan为风扇,LPC为低压压气机,HPC为高压压气机,LPT为低压涡轮,HPT为高压涡轮).发动机传感器配置依据厂家和用户的要求而不同,现代典型的民航涡扇发动机可测的气路参数通常至少包括7个^[21],各单元体的健康参数及气路可测参数如表2所示.通过改变单元体的健康参数来模拟气路部件故障,并在性能模型输出的气路参数上添加高斯噪声来模拟实际的测量噪声,高斯噪声的3倍标准差如表3所示^[22].

为建模和计算方便,以健康参数的变化量(Δf)以及气路性能参数的变化量(ΔY)作为贝叶斯网络的节点,建立用于涡扇发动机气路分析的贝叶斯网络模型如图4所示.

在某一稳态工作点下(u),通过给健康参数一个微小扰动 Δf ,借助发动机性能模型得到气路可测参数的变化量 ΔY ,通过多元线性回归建立可

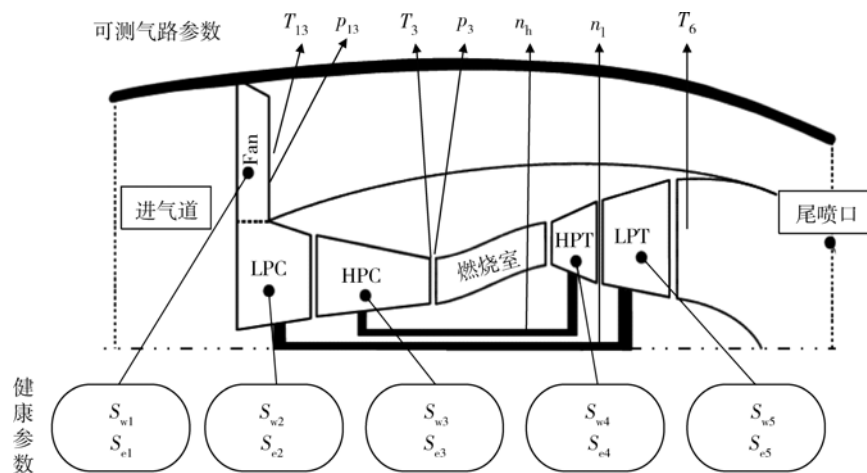


图3 气路部件健康参数与可测参数示意图

Fig. 3 Illustration for the health and measurable parameters

表2 气路部件健康参数与可测参数

Table 2 Health parameters and the measurable parameters

气路部件健康参数 f	气路可测参数 Y
风扇部件流量健康参数 $S_{w1}/\%$	风扇出口处压力 p_{13}/Pa
风扇部件效率健康参数 $S_{e1}/\%$	风扇出口处温度 T_{13}/K
低压压气机部件流量健康参数 $S_{w2}/\%$	高压压气机出口处温度 T_3/K
低压压气机部件效率健康参数 $S_{e2}/\%$	高压压气机出口处压力 p_3/Pa
高压压气机部件流量健康参数 $S_{w3}/\%$	低压转子转速 $n/(\text{r/min})$
高压压气机部件效率健康参数 $S_{e3}/\%$	高压转子转速 $n_h/(\text{r/min})$
高压涡轮部件流量健康参数 $S_{w4}/\%$	尾气排气温度 T_6/K
高压涡轮部件效率健康参数 $S_{e4}/\%$	
低压涡轮部件流量健康参数 $S_{w5}/\%$	
低压涡轮部件效率健康参数 $S_{e5}/\%$	

表3 气路参数测量噪声

Table 3 Measurement noise

参数	$n/(\text{r/min})$	$n_h/(\text{r/min})$	p_{13}/Pa	p_3/kPa	T_3/K	T_6/K	T_{13}/K
3σ	6	12	300	5	2	2	2

测参数变化量 ΔY 与健康参数变化量 Δf 在某稳态工作点下(如海平面最大起飞推力或巡航状态)的线性关系^[19]

$$\Delta Y = A_0 + A\Delta f + E \quad (15)$$

其中

$$\Delta Y = \frac{Y - Y_0}{Y_0},$$

$$\Delta f = f - f_0,$$

$$Y_0 = F(u, f_0)$$

E 为误差项,服从均值为 0,方差阵为 V 的多元高斯分布. f_0 为健康发动机的健康参数($f_0 = \{1, 1, 1, \dots\}$), Y_0 为健康发动机在稳态工作点 u 下的气路可测参数.

3.2 气路部件故障模拟

考虑表 4 所示四种典型的气路部件故障,借助风扇发动机性能模型得到气路可测参数的变化量 ΔY .

表4 气路部件故障模式

Table 4 Gas path component fault mode

故障模式	健康参数变化量	
LPC 故障	$\Delta S_{w2} = -2.5$	$\Delta S_{e2} = -2.5$
LPT 故障	$\Delta S_{w5} = 1.0$	$\Delta S_{e5} = -1.0$
HPC+HPT 故障	$\Delta S_{w3} = -2.0$ $\Delta S_{w4} = 2.0$	$\Delta S_{e3} = -2.0$ $\Delta S_{e4} = -2.0$
HPC 故障	$\Delta S_{w3} = -2.5$	$\Delta S_{e3} = -2.5$

在对气路部件故障没有任何先验信息的情况下, M 服从一个离散均匀分布

$$p(m) = \frac{1}{2^N} = \frac{1}{1024}$$

不失一般性,假设故障部件的健康参数变化量服从均值为 -2 或 2 (除涡轮部件的流量参数采用 2 外,其他故障单元体健康参数为 -2),标准差也为 2 的高斯分布,非故障单元体健康参数变化量服从均值为 0 ,标准差为 0.01 的高斯分布,即

$$f_i | \lambda_i \sim (1 - \lambda_i) \cdot N(0, 0.01^2) + \lambda_i \cdot N(\pm 2, 2^2)$$

在设置好故障模式以及健康参数的先验分布后,根据已知的气路可测参数的变化量 ΔY ,借助建立的贝叶斯网络模型估计各单元体健康参数的后验分布 $p(f|Y)$ 。 $p(f|Y)$ 的计算涉及复杂的高维积分运算,无法解析计算,采用 Gibbs 采样方法来

生成逼近健康参数后验分布的样本,具体计算借助 WinBUGS 软件实现^[23]。

表 5 给出了不同故障模式下各单元体健康参数变化量后验分布的均值和标准差,包括故障单元体和非故障单元体的健康参数。在有限的观测信息的情况下,基于贝叶斯网络模型的气路分析方法基本能够隔离出故障单元体,且能够准确地估计出故障单元体健康参数的变化量。但对于高压压气机故障,健康参数的估计精度较差,故障原因有向低压压气机“转移”的趋势,实际 $\Delta S_{e2} = 0$,而估计结果为 $\Delta S_{e2} = -0.52$ 。图 5 所示为 HPC 故障下故障模式与健康参数的 Gibbs 采样动态图

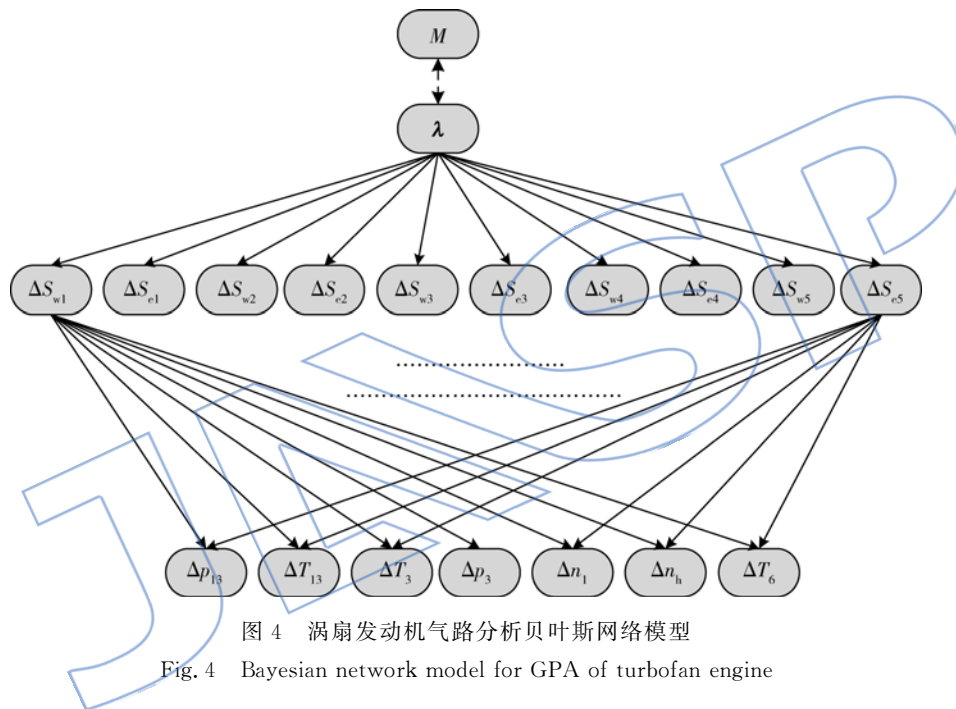


图 4 涡扇发动机气路分析贝叶斯网络模型

Fig. 4 Bayesian network model for GPA of turbofan engine

表 5 各单元体健康参数变化量估计结果

Table 5 Estimation of the health parameters deviation

故障模式	LPC 故障		LPT 故障		HPC+HPT 故障		HPC 故障	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
ΔS_{w1}	-0.000321	0.009548	0.004051	0.01039	0.0000787	0.009628	0.000334	0.00966
ΔS_{e1}	-0.000645	0.009902	0.001987	0.0207	-0.0000946	0.01084	0.002245	0.0118
ΔS_{w2}	-2.484	0.06018	-0.00132	0.0107	0.00183	0.01401	-0.00305	0.0192
ΔS_{e2}	-2.502	0.04691	-0.00266	0.02418	-0.1634	0.2742	-0.5605	0.5233
ΔS_{w3}	-0.00507	0.01373	-0.00197	0.01114	-1.849	0.2053	-2.044	0.3811
ΔS_{e3}	0.006236	0.009924	-0.00202	0.00925	-1.956	0.1187	-2.247	0.2234
ΔS_{w4}	0.003638	0.01047	0.008489	0.01018	2.021	0.0241	0.004673	0.00873
ΔS_{e4}	0.005227	0.008454	-0.0018	0.01023	-1.981	0.03178	-0.00224	0.00917
ΔS_{w5}	0.001734	0.01007	1.038	0.03765	0.002638	0.01651	-0.00216	0.00120
ΔS_{e5}	0.000883	0.009362	-0.9878	0.02643	-0.000676	0.01151	0.001477	0.00964

(图中只给出了故障模式与其中3个健康参数),图6所示为根据样本逼近的健康参数的后验分布,图中垂线所示为实际的健康参数变化量,图6更加直观的表明了估计结果的误差。

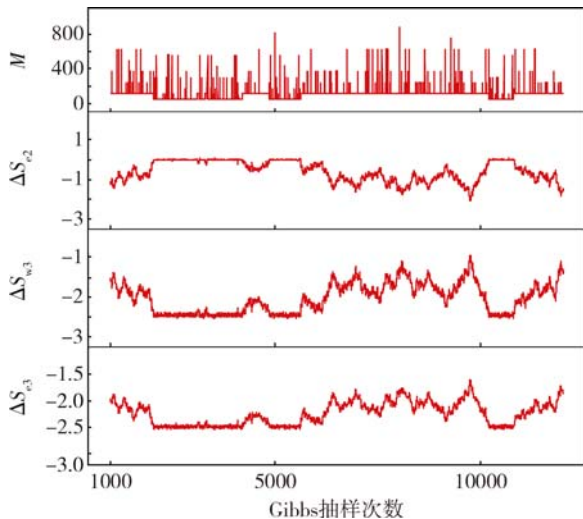


图5 HPC故障下Gibbs抽样图

Fig. 5 Gibbs sampling under the HPC fault

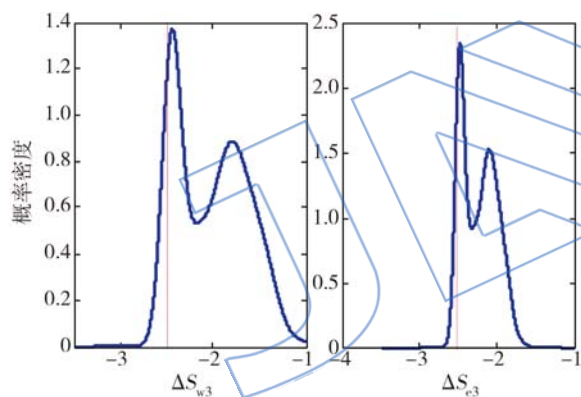


图6 HPC故障下故障单元体健康参数变化量后验分布

Fig. 6 Posterior distributions for the health parameters deviation of the faulty component under HPC fault

图5表明:即使增加Gibbs采样次数到10000,健康参数及故障模式的采样仍不能趋于平稳,导致最终的估计结果较差。

图7所示故障模式的后验分布更加清楚说明了这一点,故障模式的后验样本中出现频率最高的为113#模型 $\lambda=(0,0,0,1,1,1,0,0,0,0)$,但这并不是真正的故障模式,而指向真正的故障模式的49#模型 $\lambda=(0,0,0,0,1,1,0,0,0,0)$,只占整个的模式后验样本的30%左右,绝大多数故障模式样本错误地指向了其他的单元体或健康参数,特别是低压压气机的效率参数(S_{e2}),这是导

致HPC故障下故障单元体的健康参数估计结果精度较差、且把故障原因向LPC“转移”的直接原因。而出现这一问题的根本原因是观测信息的有限性及不确定性,在现有的观测向量上某些故障模式表现出相似的征兆,因此仅借助这些有限的观测信息就难以准确识别出故障模式,如本例中故障模式49#和113#在气路可测参数上表现出相似的征兆,因此也就无法准确地识别故障。解决这一问题的途径就是增加观测信息,如在高压压气机与低压压气机之间增加观测点,但工程上增加测点比较困难。

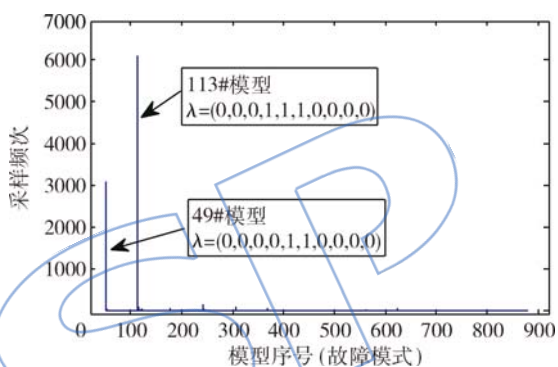


图7 故障模式后验分布

Fig. 7 Posterior distribution for the fault mode

除观测信息的不足容易导致诊断结果准确度和精度不高外,观测信息的不确定性(通常由于测量噪声的影响)同样容易导致诊断结果出现较大误差,特别是微弱故障引起的气路参数的变化容易淹没在测量噪声中,使得故障诊断难度升高。以HPC+HPT故障为例,相对与表4中的模拟故障,假设其故障较小,即健康参数变化量较小 $\Delta S_{w3}=-0.7, \Delta S_{e3}=-0.6, \Delta S_{w4}=0.8, \Delta S_{e4}=-0.6$,同时噪声放大一倍。图8所示为所有单元体健康参数变化量的估计结果,相对于同样的故障模式但故障相对比较严重的情形,由于观测信息的不确定性较大,使得健康参数的估计结果严重偏离实际情况,甚至不能准确隔离出故障单元体,导致错误的诊断结论。

3.3 基于多源信息融合的气路分析

按第2节所提出的多源诊断信息融合方法分别融合三类先验信息后,HPC故障模式下的故障单元体的健康参数变化量的估计结果如图9所示,图示结果显示健康参数变化量的估计结果有了明显改善,基本接近实际值,且后验分布的方差较小,即估计精度较高。另外,由图示结果可发现,

此种故障模式下仅需融合第一类先验信息即可明显改善估计结果。

图10所示为融合第一类先验信息后,HPC故障下故障模式及健康参数的 Gibbs 抽样的结果,对比图5所示结果(未考虑任何先验信息)可以发现,融合先验信息后,Gibbs 采样得到的马尔

科夫链很快便趋于平稳,且各变量接近实际值,所以最终得到的健康参数及故障模式后验分布接近实际值且方差较小.通过 Gibbs 采样得到的故障模式的后验样本中绝大部分为49#模型 $\lambda=(0, 0,0,0,1,1,0,0,0,0)$,准确地指向了真正的故障模式。

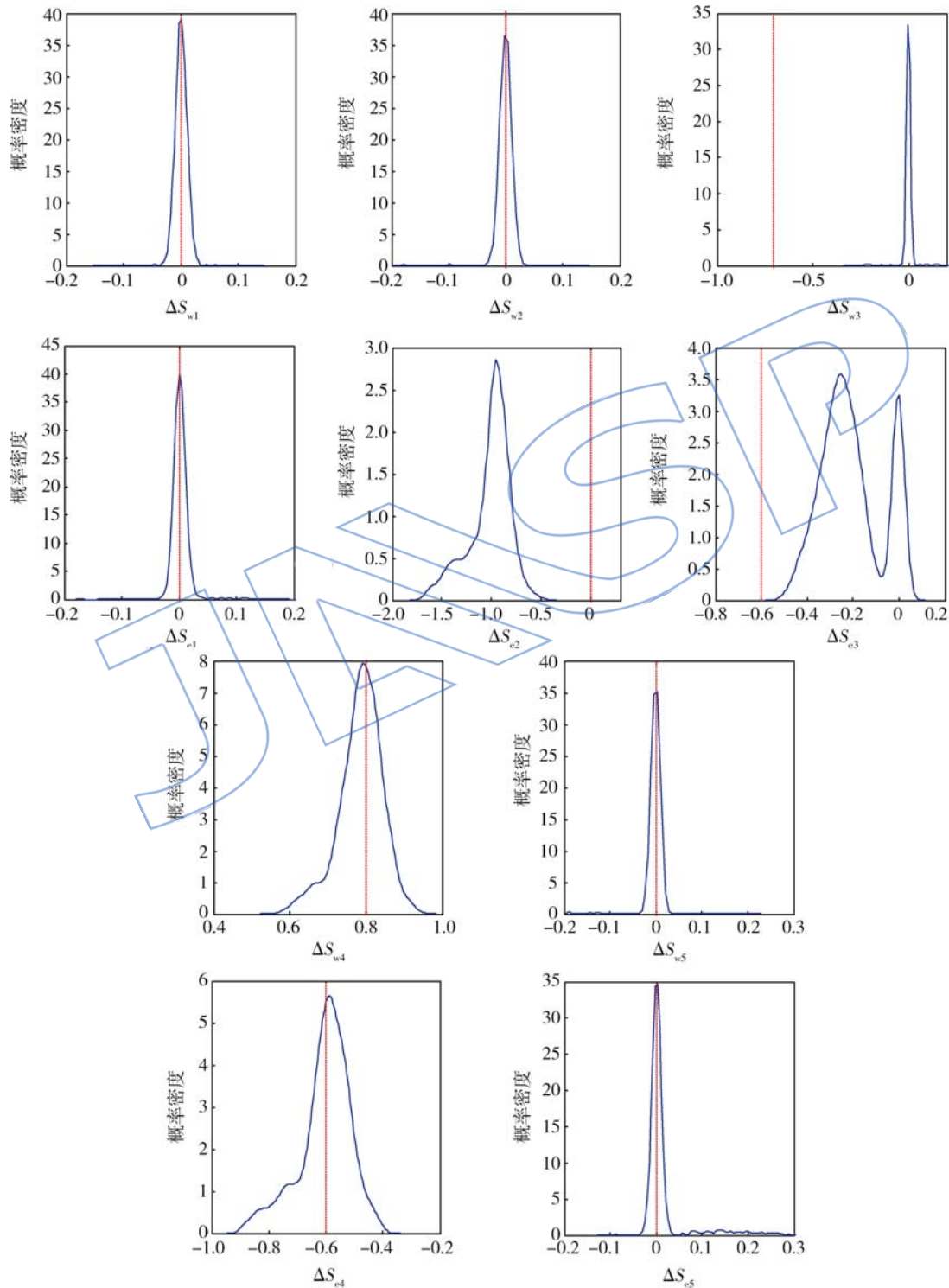


图8 HPC+HPT故障下健康参数变化量后验分布

Fig. 8 Posterior distribution of each health parameter deviation under HPC+HPT fault

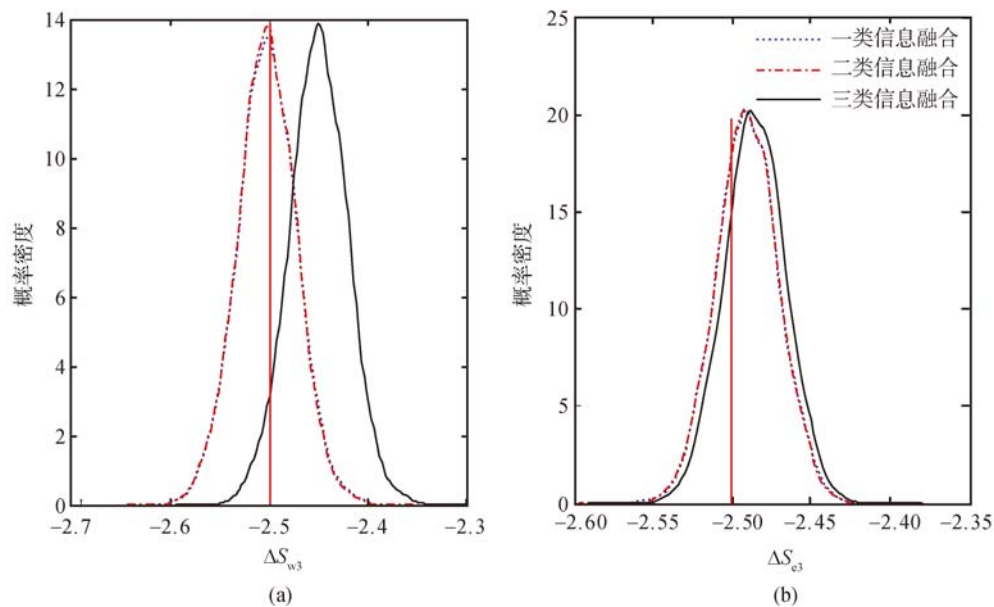


图 9 信息融合后健康参数变化量后验分布

Fig. 9 Posterior distributions for the health parameters deviation after information fusion

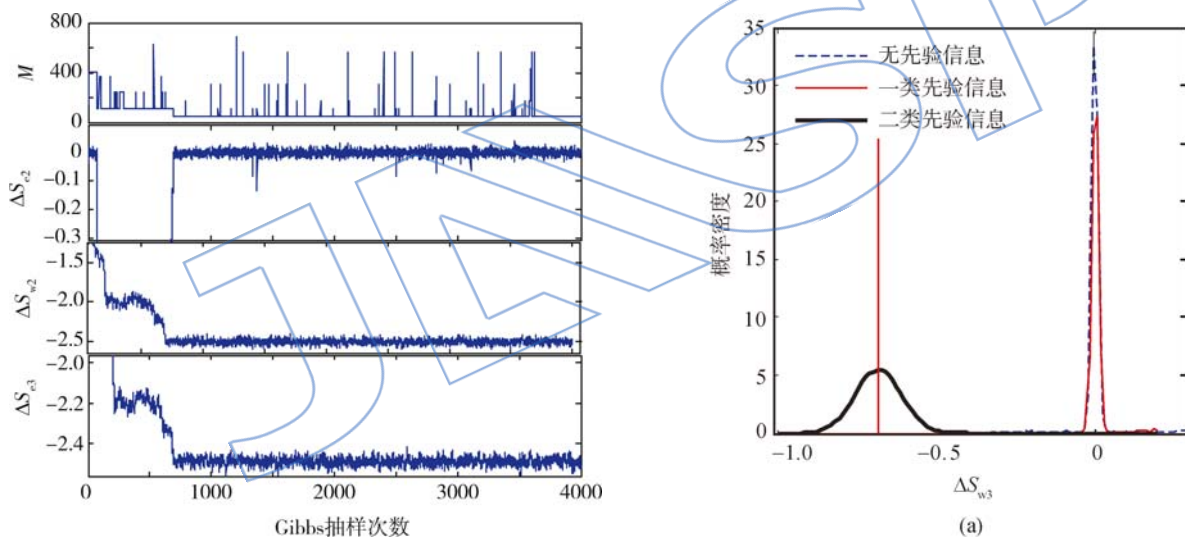


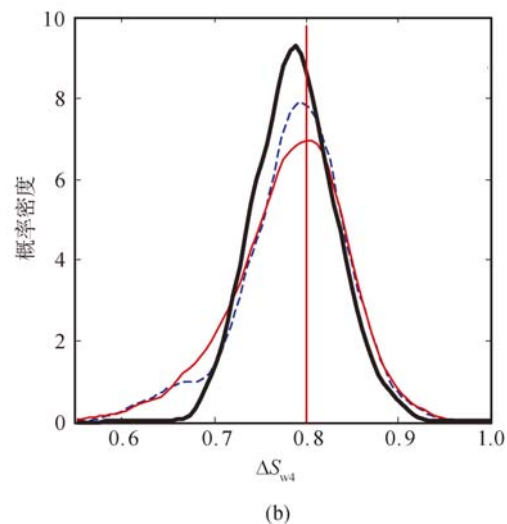
图 10 HPC 故障下 Gibbs 抽样图

(融合第一类先验信息)

Fig. 10 Gibbs sampling under the HPC fault

(fusing the first class prior information)

图 11 所示为 HPC+HPT 故障下,故障单元体的健康参数变化量后验分布,图示结果表明随着更多的先验信息融合进贝叶斯网络模型,估计结果越来越精确,不仅能够准确隔离出故障单元体,还可以准确估计出健康参数变化量.此故障模式下,仅融合第一类先验信息仍不能准确隔离出故障单元体,需借助其他诊断手段或经验信息提高高压系统相应的故障模式的先验概率,才能准确估计出故障单元体的健康参数.



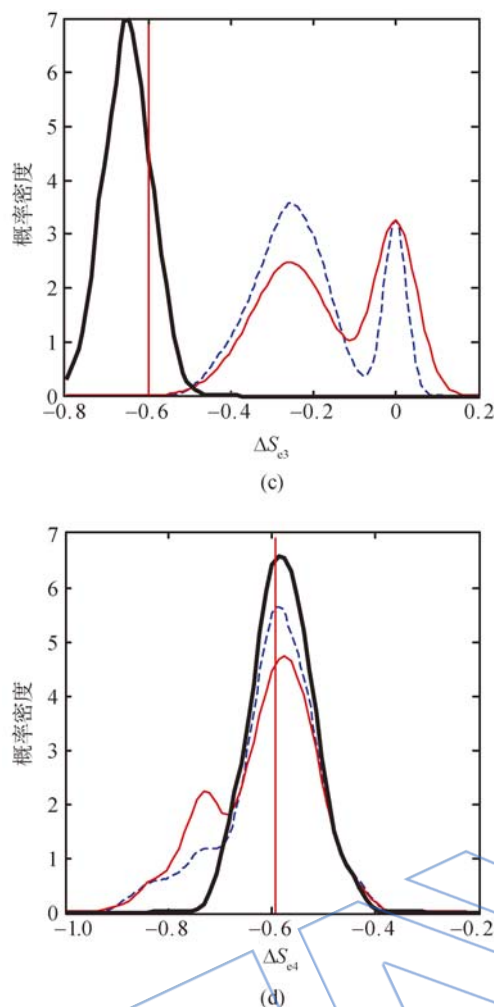


图 11 HPC+HPT《故障下故障单元体健康参数变化量后验分布

Fig. 11 Posterior distributions for the health parameters deviation of the faulty components under HPC+HPT fault

4 结 论

气路部件健康状态评估面临的主要挑战是气路可测信息的有限性和不确定性,导致气路分析结论的可靠度和精度不高,将贝叶斯方法用于气路分析不仅能够合理地处理气路分析里的不确定性问题,更重要的是贝叶斯方法提供了一种有效的信息融合机制.另一方面,随着新型发动机健康监测传感器的采用,气路部件故障不仅会导致发动机气路性能参数的变化,同时也可能在其他监测信号里有所体现,如振动信号、气路静电信号等,为融合多源诊断信息以提高气路分析准确度和精度提供了可能.本文以贝叶斯网络模型为基础,提出了一种用于气路分析的多源诊断信息融合机制:以贝叶斯网络气路分析为基础,即以常规

的气路可测参数为主,而其他诊断信息或专家经验则借助故障模式的先验概率表引入贝叶斯网络,由贝叶斯推理实现多源诊断信息的融合.仿真实验表明,对于仅靠气路可测参数难以准确诊断的故障模式,随着其他状态监控或经验信息融合进气路分析,不仅能够准确隔离出故障单元体,还可以提高故障单元体健康参数的估计精度.

参考文献:

- [1] 陈卫,程礼,李全通,等.航空发动机监控技术[M].北京:国防工业出版社,2011.
- [2] Volponi A. Data fusion for enhanced aircraft engine prognostics and health management [R]. NASA/CR-2005-214055, E-15412, 2005.
- [3] 陈恬,孙健国,郝英.基于神经网络和证据融合理论的航空发动机气路故障诊断[J].航空学报,2006,27(6):1014-1017. CHEN Tian, SUN Jianguo, HAO Ying. Neural network and Dempster-Shafer theory based fault diagnosis for aeroengine gas path[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2006, 27(6):1014-1017. (in Chinese)
- [4] 曲建岭,唐昌盛,肖辉雄,等.人工神经网络融合诊断航空发动机气路故障[J].航空动力学报,2008,23(11):2124-2127. QU Jianling, TANG Changsheng, XIAO Huixiong, et al. Integrated diagnosis of aeroengines gas path faults using artificial neural network[J]. Journal of Aerospace Power, 2008, 23(11):2124-2127. (in Chinese)
- [5] 鲁峰,黄金泉,陈煜.航空发动机部件性能融合故障诊断方法研究[J].航空动力学报,2009,24(7):1649-1653. LU Feng, HUANG Jinquan, CHEN Yu. Research on performance fault fusion diagnosis of aero-engine component [J]. Journal of Aerospace Power, 2009, 24(7):1649-1653. (in Chinese)
- [6] 鲁峰,黄金泉.基于ESVR信息融合的航空发动机故障诊断研究[J].应用基础与工程科学学报,2010,18(6):982-989. LU Feng, HUANG Jinquan. Fault diagnosis for aero-engine based on ESVR information fusion[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2010, 18(6):982-989. (in Chinese)
- [7] 陈果.航空器检测与诊断技术导论[M].北京:中国民航出版社,2007.
- [8] Kyriazis A, Tsalavoutas A, Mathioudakis K. Gas turbine fault identification by fusing vibration trending and gas path analysis[R]. Orlando, Florida, USA: ASME Turbo Expo. Power for Land, Sea, and Air, 2009.
- [9] Fisher C E. Gas path debris monitoring: a 21st century PHM tool[R]. IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2000.
- [10] 李耀华,左洪福.碰摩故障静电监测方法及模拟实验[J].航空学报,2010,31(6):1156-1163. LI Yaohua, ZUO Hongfu. Method for rub fault detection based on electrostatic technique: model and simulated experiments[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2010, 31(6):1156-1163. (in Chinese)
- [11] Tappert P, Von Flotow A, Mercadal M. Autonomous

- PHM with blade-tip-sensors; algorithms and seeded fault experience[R]. Aerospace Conference, 2001, IEEE Proceedings, 2001.
- [12] Von Flotow A, Mercadal M, Tappert P. Health monitoring and prognostics of blades and disks with blade tip sensors [R]. Big Sky, MT, USA: IEEE Aerospace Conference Proceedings, 2000.
- [13] Breese J S, Horvitz E J, Peot M A, et al. Automated decision-analytic diagnosis of thermal performance in gas turbines[R]. ASME Paper 92-GT-399, 1992.
- [14] Palmer C A. Combining Bayesian belief networks with gas path analysis for test cell diagnostics and overhaul [R]. ASME Paper 98-GT-168, 1998.
- [15] Romessis C, Stamatis A, Mathioudakis K. Setting up a belief network for turbofan diagnosis with the aid of an engine performance model[R]. ISABE Paper 2001, No. 1032, 2001.
- [16] Romessis C, Mathioudakis K. Bayesian network approach for gas path fault diagnosis[J]. ASME J. Eng. Gas Turbines Power, 2006, 128(1): 64-72.
- [17] Lee Y K, Mavris D N, Volovoi V V, et al. A fault diagnosis method for industrial gas turbines using Bayesian data analysis[J]. Journal of Engineering for Gas Turbines and Power, 2010, 132(4): 041602. (6 pages).
- [18] Lee Y K, Mavris D N, Volovoi V V, et al. A Bayesian method for calibrating computer models to test data[J]. Inverse Problems in Science and Engineering, 2011, 19(3): 395-408.
- [19] 孙见忠. 面向单元体的航空发动机健康状态评估与预测方法研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2012.
- SUN Jianzhong. Research on the methods of health assessment and prognostics for aero engine on the module level [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2012. (in Chinese)
- [20] Chupp R E, Ghasripoor F, Moore G D, et al. Applying abradable seals to industrial gas turbines[R]. 2002-GRC193, 2002.
- [21] Dewallef P. Application of the Kalman filter to health monitoring of gas turbine engines: a sequential approach to robust diagnosis[D]. Liège: University of Liège, 2005.
- [22] Mathioudakis K, Kamboukos P H, Stamatis A. Gas turbine component fault detection from a limited number of measurements[J]. Proc. Inst. Mech. Eng.: Part A, 2004, 218(8): 609-618.
- [23] Lunn D J, Thomas A, Best N, et al. WinBUGS: a Bayesian modelling framework: concepts, structure, and extensibility[J]. Statistics and Computing, 2000, 10(4): 325-337.