

文章编号:1000-8055(2012)12-2749-07

基于信息融合的航空发动机剩余寿命预测

王华伟, 吴海桥

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

摘 要: 利用航空发动机状态监测信息, 考虑到信息本身具有的误差性和随机性等特点, 采用贝叶斯线性模型融合了监测信息, 实现了综合利用多源信息的进行航空发动机性能衰退评估; 以性能衰退评估结果为输入变量, 建立基于 Gamma 随机过程的可靠性评估模型, 预测在指定性能可靠性水平下的剩余寿命。通过算例, 分析了不同监测参数对剩余寿命预测的影响。该方法能将性能监测与可靠性分析集成到一个框架中, 充分利用了多种状态监测信息, 结果更加准确, 更符合控制航空发动机维修决策风险的实际。

关 键 词: 剩余寿命预测; 系统可靠性; 性能衰退; 信息融合; 贝叶斯线性模型

中图分类号: V233. 7; TB301

文献标志码: A

Residual useful life prediction for aircraft engine based on information fusion

WANG Hua-wei, WU Hai-qiao

(College of Civil Aviation,

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

Abstract: The monitoring information has been utilized and fused for performance degradation evaluation. In consideration of random and error information, Bayesian linear model has been used for performance degradation evaluation of aircraft engine. The result of the performance degradation evaluation has been seen as input variable, and the reliability evaluation model has been built based on gamma random process which was used for forecasting residual life under predetermined reliability index. For example, the effect of different monitoring parameters on residual useful life prediction was analyzed. The method can integrate performance monitoring with reliability analysis into one framework, which utilizes monitoring information adequately. As a result of above, the goal of an accurate prediction of residual useful life has been achieved, which accords with the demand of maintenance risk control for aircraft engines.

Key words: residual useful life prediction; system reliability;
performance degradation; information fusion; Bayesian linear model

航空发动机是飞机的心脏, 其健康状态对保证飞行安全和降低维修成本具有重要意义。国外

一些先进的理论与技术, 如预测与健康管理 (prognostics and health management, PHM)、基

收稿日期: 2011-11-24

网络出版地址: http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2297.V.20121218.0859.201212.2749_017.html

基金项目: 国家自然科学基金与民航局联合资助(60879001); 江苏省自然科学基金(BK2009378);

南京航空航天大学基本科研业务费专项项目(NS2010179); 江苏省青蓝工程优秀青年骨干教师计划项目

作者简介: 王华伟(1974—), 女, 黑龙江齐齐哈尔人, 副教授, 博士后, 主要从事复杂系统可靠分析与建模研究。

于状态的维修(condition based maintenance, CBM)、预知维修、自主保障(autonomic logistics, AL)等正逐步被采用,是减少维修保障费用的重要技术手段。寿命预测则是上述理论和技术的核心之一,相关结果可直接作为制定维修决策的依据^[1-2]。

通过状态监测信息进行寿命预测,是理论界关注的热点问题之一。Vlokp, Wnek, Zygmunt^[3]采用比例强度模型(proportional intensity model, PIM)预知设备的残余寿命,它是一种统计回归方法,个别异常数据会对预测结果产生较大影响。Wang^[4]应用非线性、非白噪声的滤波技术,开发了通用的残余寿命预知模型。王英,王文彬等^[5]利用延迟时间的概念和随机滤波理论,建立了两阶段的状态预知模型,实现了动态预知被监测设备在故障延迟阶段的残余寿命。Gebrael, Lawly等^[6]采用 Bayes 更新方法,利用实时状态监测信息和部件寿命分布函数,预测了指数型性能衰退情况下的剩余寿命。Baruah, Chinnam^[7]采用隐马尔科夫模型(hidden Markov model, HMM),利用监测信号评估系统状态,并以此为基础预测剩余寿命。Camci^[8]将 HMM 与支持向量机(support vector machine, SVM)模型相结合,进行剩余寿命预测。Li, Nilkitsaranont^[9]采用组合回归技术,利用两次大修之间的健康监测信息,通过相容性检验分别利用线性回归和二次回归,预测发动机的剩余寿命。

人工智能方法也广泛应用到剩余寿命预测中。Yam, Tse, Li 等^[10]采用先进神经网络研究基于状态监测数据的寿命预测。Byington, Watson, Edwards^[11]针对飞机部件采用神经网络方法建立了剩余寿命预测模型。Gebrael, Lawley^[12]采用动态小波神经网络方法(dynamic wavelet neural networks, DWNN)利用状态监测的信号,进行剩余寿命分布预测,并结合 Bayes 方法对其分布参数进行更新。对于监测参数的融合进行性能可靠性评估和寿命预测的研究也受到了关注。Przytuła, Choi^[13]提出了采用 Bayes 网络,利用领域知识,充分融合多种来源的信息计算剩余寿命。Dong, Yang^[14]采用动态 Bayes 网络方法建立了预测模型,研究了相应算法,并对立式转床的转头剩余寿命进行了预测。以上研究成果主要是通过状态监测数据进行统计回归、人工智能训练方法预测剩余寿命,往往是一种经验描述,个别异常信息会对预测结果产生较大影响,其输出结果是

针对性能可靠性控制的剩余寿命预测。但如果利用故障数据评估系统可靠性,预测剩余寿命,又面临故障数据量少甚至无故障数据的情况,限制了此种方法的应用。本文提出基于信息融合的集成建模思路,利用了上述两种方法的优点,将状态监测信息经过融合转化,作为系统可靠性分析输入变量,提高剩余寿命预测准确度和可信度。

1 航空发动机剩余寿命预测模型框架体系

航空发动机剩余寿命预测的思路如下:

- 1) 能够融合多种状态监测信息,降低单参数监测信息的误差率,并从多个角度综合反映航空发动机性能衰退情况。
- 2) 能够综合利用状态监测信息、故障信息和维修信息等多种属性的信息,协同处理好信息量和信息质量之间的相互关系,在性能可靠性和系统可靠性集成分析的框架内预测剩余寿命。
- 3) 充分考虑由监测参数本身和性能衰退过程的随机性导致的剩余寿命预测的随机性。
- 4) 体现寿命预测过程中的不确定性,这种不确定性体现在监测参数本身的偏差、监测信息的不确定和系统可靠性分析中的不确定性等方面。

基于以上建模思路,构建发动机剩余寿命预测模型的框架体系如图 1 所示。

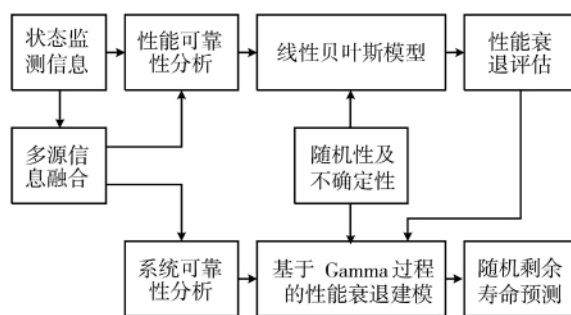


图 1 航空发动机剩余寿命预测框架体系

Fig. 1 Framework of residual life for aircraft engine

2 基于多源信息融合的航空发动机性能衰退评估

2.1 航空发动机状态监测参数

发动机性能衰退(或效率降低)通常会反映在监测参数的变化上,目前于航空发动机的状态监测,主要包括以下内容:

1) 气路性能监测. 民航发动机的核心部件是气路系统部件, 其一些热力参数可反映发动机性能状态变化. 监测的参数有: 涡轮后燃气温度和燃油流量.

2) 滑油监测. 滑油监测的对象是润滑系统部件及其封严系统状况, 适用于机械磨损类故障监测与诊断, 监测的参数有: 滑油的压力、滑油温度和滑油消耗率等参数的变化趋势, 是发动机状态监测的辅助手段.

3) 振动监测. 发动机转子旋转、磨损或损伤会产生一定程度的振动信号. 通过观测发动机高低压转子及其部件的振动级别, 包括低压转子振动值偏差和高压转子振动值偏差等, 可以对发动机的机械损伤进行评估.

涡轮后燃气温度超标、燃油流量增大、低压转子振动值偏差和高压转子振动值偏差变大、滑油消耗率变大都可以表征航空发动机的性能衰退, 因此可通过维修策略中的状态监控程序周期性地检测这些状态参数的变化是否超标来评判发动机的累计退化量, 上述这些指标可以看作是引起航空发动机性能衰退的内部协变量. 如果要采用监测参数融合方法时需要对上述协变量进行筛选, 可采用向前、向后和逐步回归法进行筛选, 这些方法的理论基础是偏 F 检验.

2.2 航空发动机状态监测参数融合

只利用单参数状态监测信息, 则无法全面反映性能衰退的情况; 采用信息融合方法, 就可以提高信息利用效率. 本文拟采用贝叶斯线性模型^[15]融合航空发动机的状态监测参数, 其优点表现为以下几方面:

第一, 贝叶斯线性模型能很好的表示监测参数和性能衰退变量本身所具有的随机性.

第二, 贝叶斯线性模型能融合各种来源的信息对性能衰退的影响效果, 充分考虑到信息之间的相关性, 避免发生信息重叠现象.

第三, 贝叶斯线性模型具有学习功能, 可以将不同时序点信息进行充分融合.

第四, 贝叶斯线性模型可以设计噪声参数, 避免由于监测信息的不确定性而导致的性能衰退评估结果的不确定性.

值得说明的是, 贝叶斯线性模型可以经过一定变换而处理非线性信息融合问题. P&W(Pratt & Whitney)公司针对航空发动机的多参数性能评估也是采用了线性模型的方法, 因此, 本文在此

做了适当简化.

2.3 基于贝叶斯线性模型的航空发动机性能衰退评估

假设航空发动机的性能衰退程度可以通过以下性能监测参数来表征, 其中性能监测参数以矩阵 $X = [X_1, X_2, \dots, X_k]$ 表示, 其中 k 表示监测参数的个数, X_k 是 n 行向量, n 表示观测的次数. 考虑到根据监测参数确定航空发动机大多有一定的误差, 其误差以 e 表示, 性能衰退与状态监测参数之间的关系, 可以用如下随机方程表示:

$$\begin{cases} Y = X\theta + e \\ e \sim N(0, \sigma^2) \end{cases} \quad (1)$$

其中

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \vdots \\ \theta_k \end{bmatrix}, e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_n \end{bmatrix}$$

e_i 相互独立其服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$, 其中 σ^2 已知.

通过监测参数, 计算 $\hat{\theta}$, 均值是 $E(\theta)$, 协方差矩阵是 $C(\theta)$.

在给定观测集 X 后, θ 的先验期望值就转化为后验期望, 通过选择系数, 使 Bayes MSE(mean square error)矩阵 ($M_{\hat{\theta}}$) 最小, 表达式为

$$M_{\hat{\theta}} = E[(\theta - \hat{\theta})(\theta - \hat{\theta})^T] \quad (2)$$

按照上述方式得到线性最小均方差 (linear minimum mean square error, LMMSE) 估计量.

对于监测参数, 一般假设其符合逆高斯分布, 通过不断监测, 其均值和方差也在不断更新. 累计的状态监测参数量越多, 其描述系统退化的精度和准确度越高. 对于采集到的观测数据 x 及性能退化程度 y , 在 x 的后验分布满足高斯分布的情况下, 均值 $E(\theta|x, y)$ 和协方差 $C(\theta|x, y)$ 可以表示为

$$\begin{aligned} E(\theta|x, y) = \\ \mu_{\theta} + C(\theta)X^T(XC(\theta)X^T + C_e)^{-1}(y - X\mu_{\theta}) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} C(\theta|x, y) = \\ C(\theta) - C(\theta)X^T(XC(\theta)X^T + C_e)^{-1}XC(\theta) \end{aligned} \quad (4)$$

随着观测信息的不断增加, 可以反复应用式 (3)、式 (4), 更新监测信息针对性能衰退的融合结果.

3 基于性能衰退的航空发动机剩余寿命预测

3.1 基于性能衰退的随机过程描述

通过监测参数评估出衰退程度后,就要进一步分析性能衰退对系统可靠性的影响.

假设航空发动机 t 时刻的性能衰退程度为 $y(t)$, 因航空发动机的性能衰退是不可逆的,可看作是性能逐渐下降,性能衰退程度随使用时间不断递增. 假设产品初始性能衰退程度记为 y_0 , 记 $w(t) = y(t) - y(t_0)$, 表示到 t 时刻航空发动机累积退化量. 由于退化量单调上升,对于任意的 t_i, t_j , 如果 $t_j > t_i$, 必有 $w(t_j) - w(t_i) > 0$. 本文选择 Gamma 过程描述上述性能衰退过程. 具有以下特点:

1) $w(0) = 0$.

2) 对于任意的 $\tau > t, w(\tau) - w(t)$ 服从 Gamma 分布, $G(\alpha(\tau) - \alpha(t), \lambda(t))$.

3) $w(t)$ 具有独立增量,即对于任意的 $t_1 < t_2 < \dots < t_n (n \geq 2)$ 有:各增量 $w(t_2) - w(t_1), \dots, w(t_n) - w(t_{n-1})$ 相互独立.

3.2 基于 Gamma 过程的航空发动机剩余寿命预测

假设退化量 $w(t)$ 服从 Gamma 分布 $G(\mu(t), \lambda)$, 其密度函数为

$$f_w(\xi, \alpha(t), \lambda) = \frac{\lambda^{\alpha(t)}}{\Gamma(\alpha(t))} \xi^{\alpha(t)-1} e^{-\lambda \xi} \quad (5)$$

其中 α 和 λ 分别为形状参数和尺度参数; $\Gamma(\alpha) = \int_0^\infty t^{\alpha-1} e^{-t} dt$ 为 Gamma 函数.

一般假设尺度参数在一次性能监测过程中不改变. 形状参数随着性能衰退过程的改变而改变, 因其性能劣化的程度和速率都呈增加的趋势, 可以假设反映退化量的形状参数的期望值与时间的幂成正比, 其表达式为

$$\alpha(t) = kt^v \quad (6)$$

进一步, 公式(5)可以改写为

$$f_w(\xi, \alpha(t), \lambda) = \frac{\lambda^{kt^v}}{\Gamma(kt^v)} \xi^{kt^v-1} e^{-\lambda \xi} I_{(0, \infty)}(\xi) \quad (7)$$

航空发动机基于性能衰退的可靠度可表示为

$$R(t) = P\{T > t\} \Rightarrow P\{w(t) < \varepsilon\} \quad (8)$$

其中 ε 为航空发动机的性能失效阈值.

由式(7)和式(8), 航空发动机可靠度可以进

一步表示为

$$R(t) = \int_0^\varepsilon f_w(\xi) d\xi = \int_0^\varepsilon \frac{\lambda^{kt^v}}{\Gamma(kt^v)} \xi^{kt^v-1} e^{-\lambda \xi} d\xi \quad (9)$$

3.3 算法步骤

基于 Gamma 过程的航空发动机剩余寿命预测, 算法步骤如下:

1) 通过对状态监测信息融合过提取航空发动机性能衰退程度的期望和方差计算结果.

2) 利用均值和方差计算尺度参数 λ .

$$E(w(t)) = \frac{kt^v}{\lambda} \quad (10)$$

$$\text{Var}(w(t)) = \frac{kt^v}{\lambda^2} \quad (11)$$

假设第 j 次采集到的累计退化量的均值和方差分别为 μ_j, σ_j 由式(10)、式(11)可知

$$\hat{\lambda}_j = \frac{\hat{\mu}_j}{\hat{\sigma}_j^2} \quad (12)$$

由公式(12)可知, 在不同的监测阶段 λ 是变化的.

3) 计算形状参数 $\alpha(t)$ 的参数 k 和 v .

$\alpha(t)$ 是随时间变化的参数, 根据若干次监测信息的均值和采集监测信息的时间, 对公式(10)求对数后, 可对此模型进行线性回归, 计算得到 $\hat{k}$ 和 $\hat{v}$.

4) 计算性能可靠度.

将计算得到的参数 $\hat{\lambda}, \hat{k}$ 和 $\hat{v}$ 代入公式(9), 采用 Matlab 软件, 即可计算出给定阈值下的性能可靠度.

5) 确定可靠度阈值, 确定剩余寿命.

可靠性相比性能参数, 更具有控制风险能力, 因此在指定可靠性阈值(如 90%)预测剩余寿命更加科学. 计算过程中, 如依据性能衰退监测结果计算出的可靠度低于规定的可靠度阈值, 则计算停止; 如依据性能参数衰退监测结果计算出的可靠度高于可靠度阈值, 则依据公式(10), 采用 Monte-Carlo 仿真方法计算剩余寿命.

4 算 例

表 1 是某型发动机采集到的 36 个监测样本, 其中前 35 个样本是已经发生发动机更换的样本, 第 36 个样本是仍处于监测中的发动机. 监测了如下 6 个参数, DEGT(涡轮后燃气温度偏差), GW-FM(燃油消耗量偏差), GPCN25(高压转子转速偏差), DPOIL(滑油压力), ZVBIF(低压转子振动

表 1 某发动机采集到的主要性能监测参数
Table 1 Key performance monitoring parameters for some aircraft engineS

监测点	DEGT	GWFM	GPCN25	DPOIL	ZVBIF	ZVB2R	TSI/飞行小时	PDD
1	7.51	2.54	1.89	−7.27	1.06	0.32	4055	0.1192
2	−4.74	3.52	1.92	−5.16	0.52	0.55	7095	0.0459
3	−0.03	2.03	1.19	−8.33	0.57	0.37	7801	0.0378
4	8.04	5.16	1.69	−7.74	0.24	0.57	3331	0.1176
5	7.77	7.80	2.12	−6.81	0.86	0.46	3832	0.1308
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
31	22.69	7.58	2.12	−1.07	0.64	0.99	1055	0.2000
32	4.23	4.83	1.96	−58.92	0.17	0.62	3397	0.0996
33	14.28	5.25	1.63	−2.03	0.78	0.94	1422	0.1572
34	11.38	3.14	1.63	4.19	0.23	0.74	1830	0.1465
35	8.24	3.17	2.18	9.78	1.05	0.76	1954	0.1185
36	9.12	3.37	1.78	6.89	0.31	0.46		

值偏差),ZVB2R(高压转子振动值偏差),获取针对监测时刻起的发动机在翼时间(time since installation,TSI),单位是飞行小时,计算得到航空发动机的性能退化程度(performance degradation degree,PDD),相关采集数据及计算结果如表 2 所示.以 35 个数据提取各监测参数之间的相互关系,用来作为融合信息的基础,其中性能退化程度不是直接采集到的数据,而是根据该发动机的剩余在翼寿命,在给定可靠性阈值(90%)的情况下,按照其性能衰退过程符合 Gamma 随机过程,采用 Monte-Carlo 仿真方法计算得到的 Gamma 分布形状参数作为实际性能退化程度.以第 36 个样本作为验证样本,预测航空发动机的剩余寿命.值得说明的是,为了便于跟踪性能衰退水

平,本文对采集到的原始数据进行了适当处理,数据都是以偏差的形式描述的,并对信息进行了无量纲化处理,避免了不同信息量度的影响.

上述样本来自于同一型号的不同在翼发动机,这些发动机均处于性能退化的同一阶段,避免航空发动机不同阶段性能衰退率不同对融合效果的影响.从统计规律来讲,发动机的样本越多,采用贝叶斯线性模型融合和评估性能衰退的效果越好;如果取 10 个以下样本,个别样本的极端监测数据就会对融合后的监测参数表达式产生很大影响.

根据采集到的监测信息,利用第 2 节提出的算法,融合信息评估性能衰退程度,其融合各性能监测参数的向量为

$$\hat{\beta} = [-0.0103, 0.1795, 0.0016, 0.0318, 0.0152, -0.0158, 0.0156]^T$$

针对上述融合结果采用逐步回归法进行检验,所选择的 6 个参数都对航空发动机的性能退化产生影响.

为分析不同性能监测参数跟踪性能衰退水平能力,分别以图 2~图 4 表示相关结果.图 2 是利用 DEGT 参数变化规律表示的性能衰退水平,这是当前航空公司衡量发动机性能衰退的主要指标,一般以此作为航空发动机下发、更换和排队的依据.

图 3 是 6 个参数经无量纲处理后的变化规律.由图 3 的变化趋势看,6 个监测参数波动趋势

大体一致,体现出 6 个参数的变化都能表征性航空发动机的性能衰退情况;6 个参数表征性能衰退情况主要区别在于波动幅度不一致,DEGT 参数波动幅度最大,它可以看做是对表征性能衰退情况最为敏感的参数,这也可以解释为什么工程上经常选择 DEGT 单参数进行发动机性能退化控制;个别出现 6 个监测参数波动趋势不一致的情况,可能是由于测量误差、外部协变量对发动机性能的影响和某一参数对其他监测参数波动幅度过大的一种补偿作用等原因造成的.

图 4 是利用第 2 节提出的算法计算的性能衰

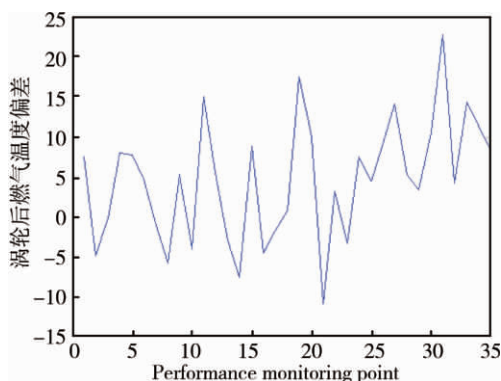
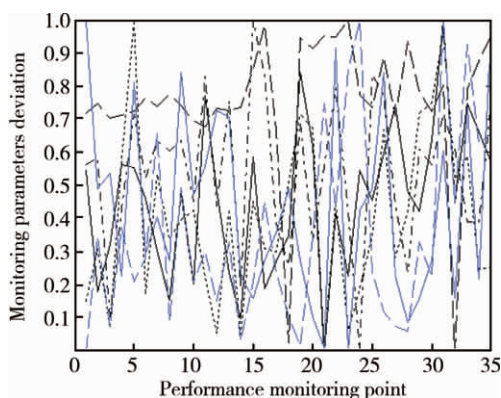
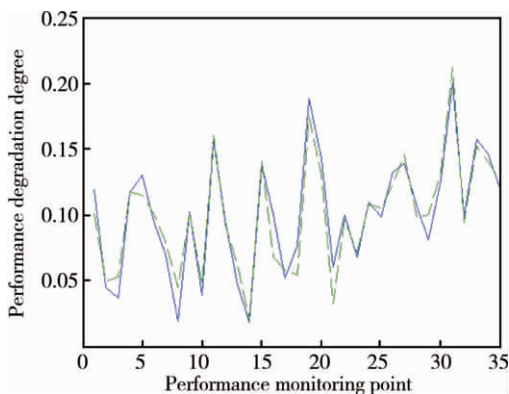


图 2 基于 DEGT 偏差的航空发动机性能变化规律图
Fig. 2 Performance deviation for some aircraft engines based on DEGT parameters



(黑色实线表示 DEGT, 黑色点线表示 GWFM,
黑色点划线表示 GPCN25, 黑色虚线表示 DPOIL,
蓝色实线表示 ZVBIF, 蓝色虚线表示 ZVB2R)

图 3 基于多监测参数的航空发动机性能变化规律图
Fig. 3 Performance deviation for some aircraft engines based on multi-parameters monitoring



(实线表示真实性能衰退值, 虚线表示采用贝叶斯线性模型进行监测参数信息融合后估算的性能衰退值)

图 4 性能衰退真实值与评估值对比图
Fig. 4 Difference of performance degradation between actual value and forecast value

退结果和实际性能衰退结果的对比图, 可得出以下结论: 一是由图 2 和图 4 的对比来看, 性能衰退的变化趋势与主要的监测参数 DEGT 有很大程度的一致性; 二是从图 4 来看, 采用本文提出方法计算的航空发动机性能衰退与实际衰退规律基本相符, 表明了其准确性; 三是从图 3 与图 4 的对比来看, 利用本文提出的方法更能避免极端监测参数对性能衰退评估准确性的影响。

在确定了各监测参数融合向量基础上, 利用第 36 个样本, 应用式 (3) 和式 (4), 确定性能衰退的均值和方差, 分别为: $\hat{\mu}_{36} = 0.0822$, $\hat{\sigma}_{36}^2 = 3.79 \times 10^{-5}$. 如果只利用 DEGT 参数估计性能衰退程度, 计算结果为 $\hat{\mu}' = 0.1075$, $\hat{\sigma}_{36}'^2 = 5.12 \times 10^{-5}$.

在性能衰退阈值为 0.2 的情况下, 将其带入到式 (10) 计算其可靠性水平; 进一步假设预定的可靠度 ($\hat{R}$) 的阈值为 0.9, 采用 Monte-Carlo 仿真方法, 计算其剩余寿命 (RUL), 相关结算结果如表 2 所示. 通过最后跟踪航空发动机的拆换状态, 该发动机的实际拆换时间 (ARUL) 为 2308 飞行小时. 由表 2 可以得出: 一是贝叶斯线性融合方法计算剩余寿命误差率为 -3.99%, 在可接受范围; DEGT 单参数方法计算的剩余寿命为 -12.17%, 误差偏大; 二是由于 DEGT 参数相对敏感, 通过多参数融合进行性能衰退评估, 模型更具有强壮性和稳健性, 受测量误差的影响小, 更符合发动机状态监测实际。

表 2 信息融合与 DEGT 参数剩余寿命预测结果对比
Table 2 Remaining useful life (RUL) based on information fusion and DEGT parameter

方法	贝叶斯线性融合方法	DEGT 参数方法
PDD	0.0822	0.1075
$\hat{R}$	0.936	0.917
RUL 预测值/飞行小时	2216	2027
ARUL/飞行小时	2308	
Error/%	-3.99	-12.17

5 结 论

本文采用贝叶斯线性模型融合了状态监测信息, 进行航空发动机性能衰退评估, 将性能衰退的结果作为可靠性分析模型的输入变量, 预测在预定可靠性阈值情况下的航空发动机剩余寿命. 该

方法将性能监测与可靠性分析集成到一个框架中,充分利用了多种状态监测信息,结果更加准确,更符合控制航空发动机维修决策风险的实际。进一步如果采集到故障信息,可以采用贝叶斯方法融合性能衰退信息和故障信息;如果存在着退化失效和竞争失效 2 种失效模式,还可以采用模型集成的方法进行可靠性评估,对这种方法的研究还有待进一步深入。

参考文献:

- [1] Cobel J B. Merging data sources to predict remaining useful life; an automated method to identify prognostic parameters[D]. Knoxville: The University of Tennessee, 2010.
- [2] Liao H, Zhao W, Guo H. Predicting remaining useful life of an individual unit using proportional hazards model and logistic regression model[C]//Proceedings of the Reliability and Maintainability Symposium(RAMS). California: IEEE Conference Publications, 2006: 127-132.
- [3] Vlokp J, Wnek M, Zygmunt M. Utilising statistical residual life estimates of bearings to quantify the influence of preventive maintenance actions[J]. Mechanical System and Signal Processing, 2004, 18(4): 833-847.
- [4] Wang W. A model to predict the residual life of rolling element bearings given monitored condition information to date[J]. IMA Journal of Management Mathematics, 2002, 13(1): 3-16.
- [5] 王英, 王文彬, 方淑芬, 等. 状态维修两阶段预知模型研究[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2007, 28(11): 1278-1281.
WANG Ying, WANG Wenbin, FANG Shufen, et al. A two-stage prediction model research on condition-based maintenance[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2007, 28(11): 1278-1281. (in Chinese)
- [6] Gebraeel N Z, Lawly M A, Li R, et al. Residual-life distributions from component degradation signals; a Bayesian approach[J]. Institute of Industrial Engineers Trans., 2005, 37(6): 543-557.
- [7] Baruah P, Chinnam R B. HMMs for diagnostics and prognostics in machining process[J]. International Journal of Production Research, 2003, 43(6): 1275-1293.
- [8] Camci F. Process monitoring, diagnosis and prognosis using support vector machines and hidden Markov models[D]. Detroit: Graduate School of Wayne State University, 2005.
- [9] Li Y G, Nilkitsaranont P. Gas turbine performance prognostic for condition-based maintenance[J]. Applied Energy, 2009, 86(10): 2152-2161.
- [10] Yam R C M, Tse P W, Li L, Tu P. Intelligent predictive decision support system for condition-based maintenance[J]. Int. J. Adv. Manuf. Technology, 2001, 17(5): 383-391.
- [11] Byington C S, Watson M, Edwards D. Data-driven network methodology to remaining life predictions for aircraft actuator components[C]//Proceedings of the IEEE Aerospace Conf. MT (USA): IEEE Conference Publications, 2004: 3581-3589.
- [12] Gebraeel N Z, Lawley M A. A neural network degradation model for computing and updating residual life distributions[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2008, 5(1): 387-401.
- [13] Przytula K W, Choi A. Reasoning framework for diagnosis and prognosis[C]//Proceedings of 2007 IEEE Aerospace conference. Big Sky, MT (USA): IEEE Conference Publications, 2007: 3-10.
- [14] Dong M, Yang Z B. Dynamic Bayesian network based prognosis in machining process[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2008, 13(3): 318-322.
- [15] Goldstein M, Wooff D. Bayes linear statistics, theory & methods[M]. USA: Wiley Publisher, 2007.