

DOI: 10.7652/xjtuxb201810006

航空发动机转子轴承运行可靠性评估方法

陈保家, 邱光银, 肖文荣, 田红亮, 陈法法, 赵春华, 刘芙蓉
(三峡大学湖北省水电机设备设计与维护重点实验室, 443002, 湖北宜昌)

摘要: 为了提高少失效或零失效数据条件下的航空发动机轴承运行可靠性评估精度和可信性,提出了一种基于比例协变量模型(PCM)和 Logistic 回归模型(LRM)混合的可靠性评估方法。首先对轴承运行过程中的监测数据进行信号分析,提取状态特征指标,结合失效阈值确定设备状态,利用 LRM 先求解轴承的初始可靠性,进一步求解出轴承的初始故障率和基本协变量函数;然后与 PCM 相结合,通过响应协变量和基本协变量函数对系统故障率函数进行不断更新,动态揭示状态监测数据与可靠性的映射关系;最后利用更新后的故障率函数对航空发动机轴承进行运行可靠性评估。试验结果表明:该方法不需要人为确定基本协变量函数,避免了主观选择差异带入的估计偏差,所确定的寿命误差在 5% 以内,为少失效或无失效条件下的运行可靠性评估提供了一种新的手段。

关键词: 航空发动机轴承;运行可靠性评估;比例协变量模型;Logistic 回归模型
中图分类号: TH113.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)10-0041-08

An Evaluation Method of Operational Reliability for Aero-Engine Rotor Bearings

CHEN Baojia, QIU Guangyin, XIAO Wenrong, TIAN Hongliang,
CHEN Fafa, ZHAO Chunhua, LIU Furong
(Hubei Key Laboratory of Hydroelectric Machinery Design & Maintenance, China Three Gorges University,
Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: A new reliability assessment method is proposed to improve the precision and credibility of reliability evaluation for aero-engine rotor bearings under the circumstances of less failure or zero failure data, and the method bases on a hybrid model of proportional covariate model (PCM) and Logistic regression model (LRM). The salient features reflecting equipment degradation process are extracted and selected from existing monitoring data by signal processing technology. These features are used as input of the LRM, and the equipment state data defined by the failure threshold are taken as output of the LRM. The initial reliability is estimated by LRM, and then the system hazard rate function is updated based on the response variables and the basic association variable function through combining with PCM. The mapping relationship between the monitoring data and the bearing reliability is dynamically revealed. Finally, the operational reliability of the aircraft engine bearings is successfully estimated using the updated hazard rate function. Case studies show that the method passes the process of the proportional

factor decision between covariate and hazard rate, and avoids the influence coming from the subjective deviation. Its determined life error lies within 5%. It provides a new method for reliability estimation under sparse or zero failure data conditions.

Keywords: aero-engine rotor bearing; operational reliability evaluation; proportional covariate model; logistic regression model

航空发动机作为飞机的心脏,其健康水平直接决定飞机的寿命和飞行的安全,而作为发动机的关键零部件,主轴失效所引起的故障往往会对发动机乃至飞机产生灾难性的后果^[1]。在1986年至1992年的6年时间里,CFM56-3发动机高压压气机滚珠轴承失效占发动机空中停车事件的25%,在各种原因中居首位^[2]。RB211-22B发动机在投入航线使用的半年多时间内,其风扇转子的中介滚珠轴承接连发生了5起滑蹭损伤失效^[3]。我军的航空发动机均发生过主轴故障,以某型现役军用发动机为例,空军的外场使用统计表明,由于主轴失效造成的飞行事故占机械系统总故障的19%左右^[4]。航空发动机主轴承的工作条件极其恶劣,如何保障其安全可靠运行,预防和避免关键设备出现故障,杜绝重大和灾难性事故的发生,已成为当前科学研究和工业发展的重要研究课题之一。

传统的可靠度评估方法利用数理统计理论对产品大样本失效寿命数据进行统计分析,在描述时间、动态过程等方面存在困难,得到的是设备的整体可靠性^[5]。针对复杂机电系统故障预示和安全保障问题,国内外学者们已经开始认识到系统运行状态信息在可靠性评估中的重要性。米兰理工大学的Zio指出,状态信息的引入将有效地提高复杂系统可靠性建模的合理性和准确性^[6]。西安交通大学何正嘉等详细阐述了以动态建模与故障机理分析、信号处理与故障特征提取为理论基础的机械设备运行可靠性的技术内涵,赋予运行可靠性新的含义,定义运行可靠度,提出基于机械设备状态信息的运行可靠性评估方法^[7-9]。比例故障率模型(PHM)假设状态协变量对基本故障率函数具有乘法效应,有效地将状态信息用于设备可靠性评估与失效分析当中^[10]。Ding等提出了一种基于设备状态振动特征的比例故障率模型可靠性评估的方法,将反映轴承运行状态特征的方均根、峭度指标与威布尔故障率模型之间建立联系,对轴承健康状态进行评估^[11]。然而,PHM同样需要大量失效样本数据去估计模型中的基本故障率函数及各协变量的权重参数,当协变量发生大的波动时,会对PHM模型的预测准确性产生较

大的影响。Sun提出了比例协变量模型(PCM)^[12],通过基本协变量函数,响应协变量可对系统故障率函数进行不断更新,揭示了状态监测数据与设备运行安全性和可靠性的动态映射关系,并分别以磨屑中铁粒子的质量分数和齿轮振动信号的峭度指标作为响应协变量,利用PCM模型对发动机和齿轮裂纹故障率进行建模和可靠性评估。

在以上两个应用实例中,设备的初始故障率函数仍然需要通过大样本的失效寿命数据求得。对于少失效数据或零失效数据的情况,Sun指出可根据操作者的经验或其他补充信息确定设备的基本协变量函数,但该方法会将人的主观差异性带入PCM当中,使评价的波动性变大,从而影响评价的准确性^[13]。逻辑回归模型(LRM)不要求变量满足误差分布趋于正态分布假设,可在一系列状态特征参数表征下给出事件发生的概率,这种思想与可靠性评估思想是相吻合的^[14]。

为了完善PCM在少失效数据或零失效数据情况下的工程实用性,本文提出了一种基于LRM的响应协变量初始故障率函数求解方法,该方法不需要大样本失效数据,只需知道不同响应协变量对应的设备状态即可,也不需要人为确定基本协变量函数,避免了人为主观因素带入的估计偏差。通过对航空发动机转子轴承疲劳寿命试验过程中的振动信号分析,验证了该方法的有效性。

1 比例协变量模型

PCM模型有两个假设前提:一是响应协变量函数与系统的故障率成比例,这个与PHM的假设前提是一致的,并且在Sun的论文中得到了实验验证^[12];二是系统的响应协变量是系统故障率的连续单调函数。PCM模型的形式定义为^[12]

$$\phi(Z_r(t)) = C(t)h(t) \quad (1)$$

式中: $\phi(Z_r(t))$ 为响应协变量函数,反映设备的运行状态; $Z_r(t)$ 为响应协变量; $C(t)$ 为基本协变量函数,表征系统的故障率函数与响应协变量之间的关系; $h(t)$ 表示系统的故障率函数。本文只研究最简单的单响应协变量的情况,用 $Z_r(t)$ 来代替 $\phi(Z_r(t))$,则

式(1)可简化为

$$Z_r(t) = C(t)h(t) \quad (2)$$

由式(2)可以看出: $Z_r(t)$ 的选择对准确估计设备的 $h(t)$ 十分重要, $Z_r(t)$ 要能实时地反映设备的运行性能,揭示其退化过程,可直接从监测数据中获取,如温度、压力、油液中金属粒子的含量等,或是从其他信号中提取的相应的特征参量,如振动信号的均值、均方值、小波能量、信息熵等; $C(t)$ 表示 $Z_r(t)$ 和 $h(t)$ 的关系函数,常用的基本协变量函数有多项式函数、幂函数模型、指数函数等,可以通过回归分析方法(RAM)拟合得到^[15]。

2 PCM 可靠性评估过程

基于 PCM 进行设备可靠性估计的具体过程描述如下。

(1)假设设备历史失效寿命数据集为 $\{T_i\}$ ($i=1,2,\dots,m_f,m_f$ 为失效样品数),采用数理统计方法估计系统失效概率密度函数 $f(t)$ 和初始故障率函数 $h_{in}(t)$ 。

(2)由初始故障率函数 $h_{in}(t)$ 和响应协变量函数 $Z_r(t)$ 估计基本协变量函数离散形式 C_k ,表示为

$$C_k = Z_r(t_k)h_{in}(t_k), k = 1, 2, \dots, m_c \quad (3)$$

式中: m_c 为状态监测数据样本数。利用 RAM 拟合出基本协变量函数的连续表达式 $C(t)$ 。如果没有完整的失效寿命数据,可以根据经验或其他补充信息确定 $Z_r(t)$ 与 $h(t)$ 间的线性比例因子 r ,从而确定 $C(t)$ 的表达式。

(3)用新的监测协变量 $\{Z_r(t_j)\}$ ($j=1,2,\dots,m_n$)更新故障率函数, m_n 表示新的监测数据个数,更新公式为

$$\tilde{h}_i = Z_r(t_i)C(t_i)$$

$$i=1,2,\dots,m_c,m_c+1,m_c+2,\dots,m_c+m_n \quad (4)$$

利用 RAM 拟合出新的系统故障率函数 $\tilde{h}(t)$ 。

(4)如果获得了新的失效数据和状态监测数据,重复以上步骤重新更新 $C(t)$ 和 $\tilde{h}(t)$ 。

(5)由更新的故障率函数 $\tilde{h}(t)$ 计算设备的可靠度函数 $R(t)$,公式如下

$$R(t) = \exp\left(-\int_0^t \tilde{h}(t)dt\right) \quad (5)$$

上述可靠性评估的流程如图 1 所示。

3 Logisitc 回归模型

假设在时刻 t_i ,设备的状态特征可由一个 $k+1$ 维向量 $\mathbf{X}_i=[1,x_{1i},x_{2i},\dots,x_{ki}]^T$ 表示,设备状态为

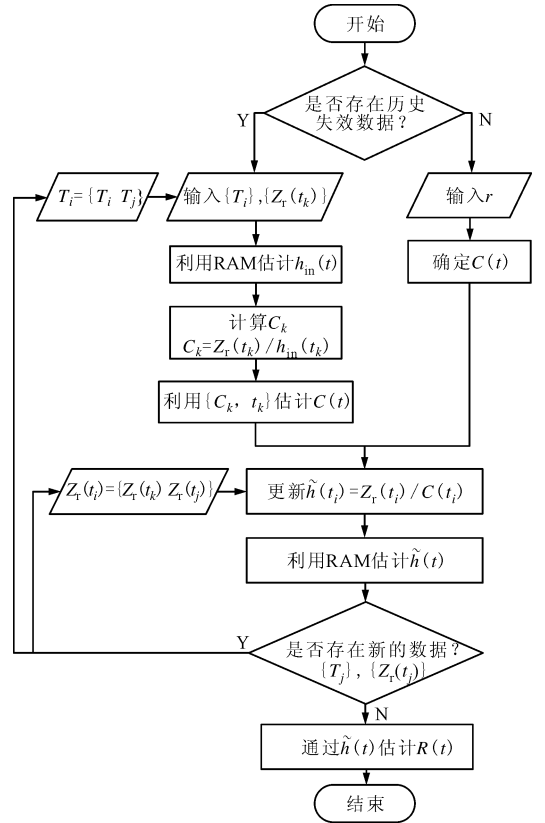


图 1 基于 PCM 的可靠性评估流程图

y_i (正常时 $y_i=1$,否则 $y_i=0$),则设备的可靠度函数可表示为^[14]

$$R(t_i | \mathbf{X}_i) = P(y_i = 1 | \mathbf{X}_i) = \frac{\exp(\mathbf{B}^T \mathbf{X}_i)}{1 + \exp(\mathbf{B}^T \mathbf{X}_i)} \quad (6)$$

式中 $\mathbf{B}=[\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k]^T$,为模型参数向量,且 $\beta_0 > 0$ 。Logistic 回归模型表达式为

$$\text{logit}(y) = \ln \frac{R(t_i | \mathbf{X}_i)}{1 - R(t_i | \mathbf{X}_i)} = \mathbf{B}^T \mathbf{X}_i \quad (7)$$

式中:logit 为 Logistic 回归模型运算符号。因为 LRM 是一个非线性模型,模型参数可以通过 Nelder-Mead 法求解其极大似然函数得到。模型的对数似然函数为

$$\ln[L(\mathbf{B})] = \sum_i [y_i \mathbf{B}^T \mathbf{X}_i - \ln(1 + \exp(\mathbf{B}^T \mathbf{X}_i))] \quad (8)$$

在确定模型参数后,模型的可靠度为

$$R(t_j) = P(y_j = 1 | \mathbf{X}_j) = \frac{\exp(\text{logit}(y_j))}{1 + \exp(\text{logit}(y_j))} = \frac{\exp(\hat{\mathbf{B}}^T \mathbf{X}_j)}{1 + \exp(\hat{\mathbf{B}}^T \mathbf{X}_j)} \quad (9)$$

4 改进的 PCM 可靠性评估方法

在利用 PCM 模型进行可靠性评估时,需要通

过大样本失效寿命数据估计系统的初始故障率函数 $h_{in}(t)$ ^[16],而机械设备失效是一个缓慢的退化过程,随着材料质量和工艺水平的提高,呈现出长寿命、变工况、结构复杂、多失效模式的特性,特别是对于单台或小样本设备,很难通过传统的方法获取大样本失效数据,PCM 的这个要求极大地限制了其在机械领域的工程应用。基于 Logistic 回归模型的响应协变量初始故障率函数求解方法可直接针对设备运行过程中的监测数据,提取状态监测指标,并结合相关标准或实际操作中规定的失效阈值,通过 Logistic 回归模型先求解设备的 $R(t)$,再通过 $h_{in}(t)=f(t)/R_{in}(t)=-d(\ln R_{in}(t))/dt$ 进一步求解出设备的 $h_{in}(t)$ 。

图 2 是基于改进 PCM 的可靠性评估流程图。由监测数据求出系统的响应协变量序列 $\{t_i, Z_{ri}\}$,将协变量作为 LRM 的输入变量,由 Z_{ri} 和它的失效阈值 Z_{ri} 确定系统的状态 y_i ,正常时 $y_i=1$,否则 $y_i=0$,将状态变量作为模型的输出变量利用极大似然法对模型进行参数估计。建模完成后,利用其求解不同协变量值对应的 R_i ,与时间信息结合,进行回归分析拟合,求出 $h_{in}(t)$,将其代入到 PCM 模型当中,完成章节 2 中的步骤(3)~(5),对系统进行可靠性评估。当 Z_r 为多变量时,将上图中的 **X** 和 **Y** 变为多变量矩阵,仍然可以通过多变量 LRM 完成 $h_{in}(t)$ 求解。

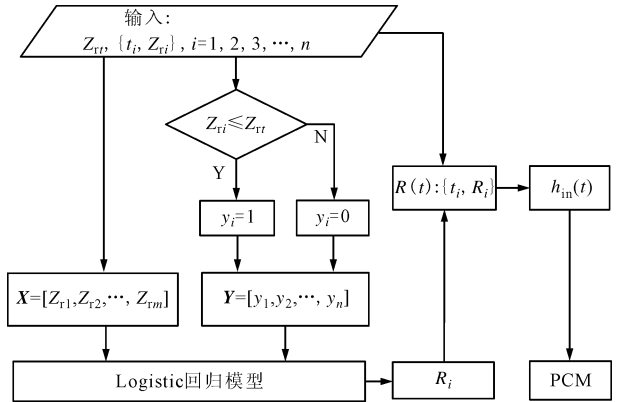


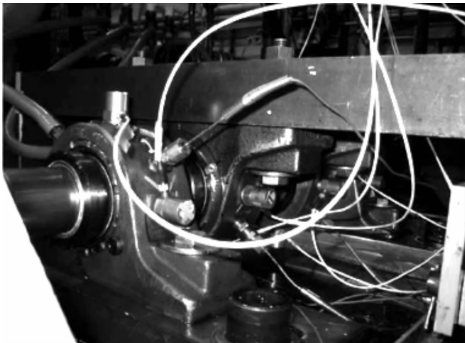
图 2 基于改进 PCM 的可靠性评估流程

5 应用实例

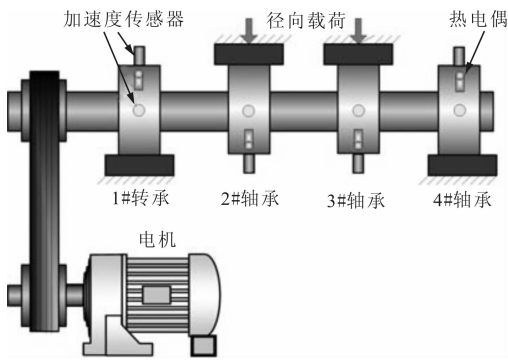
5.1 试验描述

本文可靠性评估数据是来源于美国辛辛那提大学智能维护中心的航空发动机转子轴承疲劳寿命试验^[17]。试验台外观和结构如图 3a 和图 3b 所示,该试验台可以同时 4 个航空发动机转子主轴承进行

疲劳寿命试验,轴承通过油液润滑,在回油管上装有磁塞,监测铁屑含量,超过设定临界值时自动切断电路。试验过程中,轴的转速为 2 000 r/min,并且通过弹性装置为轴承加径向载荷,径向载荷为 26.6 kN。利用振动加速度传感器采集每个轴承水平和竖直两个方向的振动加速度信号,采样频率为 12 kHz,采样时间间隔 20 min,采样长度 20 480 点。本次研究的是 data1 中的 3# 和 4# 失效轴承,3# 轴承(轴承 A)失效类型为内圈故障,4# 轴承(轴承 B)失效类型为外圈与滚动体复合故障。该实验过程中只有 4 个轴承发生了失效,寿命差异很大,难以通过传统的数理统计方法准确估计轴承寿命分布。文中所用滚动轴承型号为 ZA-2115,其具体结构参数如下:节径 71.447 mm,滚子直径 8.401 mm,滚子个数为 16,接触角 $\theta=15.17^\circ$ 。



(a) 试验台外观



(b) 试验台结构

图 3 轴承试验台及传感器布置情况

5.2 振动信号时域特征提取

轴承出现故障时,时域信号的幅值随轴承振动水平的增加而变大,振动信号的时域特征能够反映滚动轴承的状态^[18-19]。常用的时域特征分为有量纲指标和无量纲指标两种,有量纲时域指标包括均值、均方根值、方差等,这些值随轴承故障程度的增加呈单调增长的趋势^[20]。但是,有量纲指标对载荷

和转速的变化比较敏感,其变化趋势易受工况的影响。无量纲指标基本不受转速、载荷等因素的影响,常用的无量纲指标有峭度指标、峰值指标、裕度指标等^[21]。本文共提取了轴承振动信号 11 个时域指标,其名称和简写分别为:加速度均值 x_m 、信号峰值 x_p 、信号均方根幅值 x_{ra} 、加速度均方根值 x_{rms} 、信号标准差 x_{std} 、偏斜度指标 x_{ske} 、峭度指标 x_k 、峰值指标 x_c 、裕度指标 x_{mar} 、波形指标 x_{sha} 和脉冲指标 x_i 。

图 4 为轴承 A 的 6 个典型特征指标,由于采样频率不是严格的等间矩采样,因此图中以采样点序号代替采样的实际周期。另外 5 个指标都与这 6 个指标中的某个指标有相似的变化趋势,根据它们间的相似关系可分为 6 组,如表 1 所示。

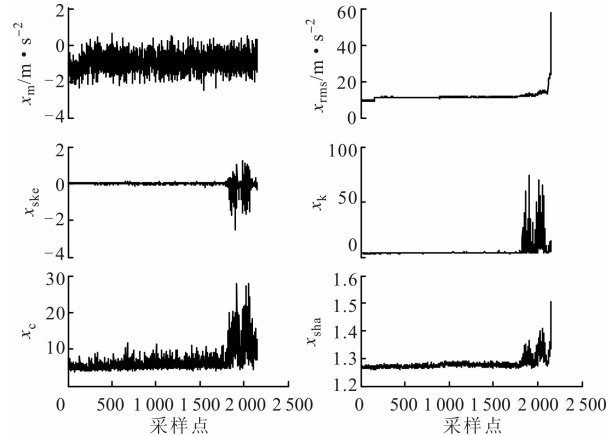


图 4 轴承 A 的 6 个典型振动信号时域特征指标

表 1 不同时域指标的相似关系

组号	1	2	3	4	5	6
相似指标	x_m	$x_{rms}, x_{ra}, x_{std}, x_p$	x_{ske}	x_k	x_c, x_i, x_{mar}	x_{sha}

由图 4 可以观察到,随着轴承运转时间的增加,不同的时域特征表现出了不同的变化趋势: x_m 比较杂乱,没有明显的上升趋势; x_{rms} 噪声干扰较小,当轴承正常运转时,特征值变化缓慢,当轴承处于失效期时,特征值明显上升; x_{ske} 没有明显趋势,幅值波动较小,在故障初期和失效期,发生剧烈波动,幅值明显增大; x_k 对冲击振动相当敏感,当轴承正常运转时,信号比较平稳, x_k 变化较小,当轴承进入早期损伤和扩展阶段时, x_k 明显增大且剧烈抖动,当轴承处于失效期时, x_k 指标又显著变小; x_c 受噪声干扰较大,存在很多毛刺,当轴承正常时,幅值较小,当轴承进入早期损伤、扩展期时,幅值明显增大,且存在两个明显的波峰;当轴承正常运转时,波形指标 x_{sha} 有微小波动,幅值较小,随着轴承进入早期损伤阶

段,幅值有一个明显的增大,出现一个小的波峰,随着损伤的扩展,幅值进一步增大,当轴承发生失效时,指标剧烈增加达到最大。

5.3 响应协变量选择

轴承正常运行时,各个指标的幅值都很小,且变化不大,当轴承处于初始故障期时,各特征值有缓慢上升,当轴承处于故障发展期时,特征值继续增大,并且有很大波动。除了 x_m 外,其他时域指标都有一个逐渐增大的趋势, x_{rms} 趋势最好,但是对早期损伤敏感度不够, x_k 对早期损伤最敏感,但是故障趋势不明显, x_c 的敏感性和趋势性都较好,但是波动性太大,相对于以上几个指标, x_{sha} 的敏感性和趋势性都较好,而且波动性最小,因此本文将其选为可靠性评估过程中的响应协变量。每个轴承的寿命相差较大,与之相对应的是每个轴承协变量的变化也很大。图 5 所示为 A、B 轴承的 x_{sha} 值,图中轴承的失效阈值 $x_t(x_t=1.35)$, x_t 要根据 x_{sha} 数据变化趋势选择,当 $x_{sha} < x_t$ 时,轴承处于正常工作状态,当 $x_{sha} \geq x_t$ 时,轴承处于失效期,由 x_t 所确定的轴承的失效点分别为第 1 845 和第 1 615 个采样时间点。

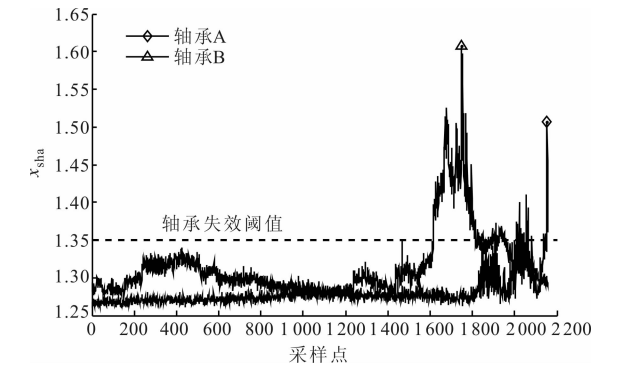


图 5 轴承 A、B 的波形指标变化趋势

5.4 初始故障率及可靠性求解过程

以轴承 A 作为参考对象,将不同时刻 t_i 所对应的波指标 x_{shai} 组成响应协变量序列 $\{x_{shai}\}$ 作为 LRM 输入向量 $\mathbf{X}_i$,失效阈值 $x_t=1.35$,如果 $x_{shai} < x_t$,则轴承状态 $y_i=1$,否则 $y_i=0$,将 $\{y_i\}$ 作为 Logistic 模型输入向量 $\mathbf{Y}$,对其进行参数估计,所得到的模型为

$$L(y_i) = \ln \frac{R(t_i | \mathbf{X}_i)}{1 - R(t_i | \mathbf{X}_i)} = \mathbf{B}\mathbf{X}_i =$$
$$271.4 - 210.2x_{shai} \tag{10}$$

将响应协变量序列 $\{x_{shai}\}$ 中的值代入式(10),可求出每个不同 x_{shai} 值所对应的离散初始可靠度 $R_{in}(t)$,如图 6 中的散点所示。由于 x_{shai} 本身的波动性及模型参数的影响,散点的分布很比较混乱,对其

进行滑动平均拟合,结果如图 6 中实线所示,进一步求解出离散 $h_{in}(t)$,并利用回归分析对其进行幂函数、指数函数和高斯函数模型拟合,各模型表达式及参数,各模型拟合优度比较分别如表 2 和表 3 所示,通过对比发现指数函数拟合精度最高,故将其选为系统的 $h_{in}(t)$,如图 7 所示。

将轴承 A 的 $\{x_{shai}\}$ 作为基本协变量代入式(3),求出 $C(t)$ 离散形式 C_k ,对其进行拟合,对比发现指数模型的拟合优度最好,拟合结果如图 8 所示,其表达式为

$$C(t) = 8.994 \times 10^5 \exp(-0.003\ 964t) \quad (11)$$

表 2 不同 $h_{in}(t)$ 模型表达式及参数比较

模型类型	模型参数		
$h_{in}(t)=a\exp(bt)$	$a=2.35\times10^{-6}$	$b=0.003\ 8$	
$h_{in}(t)=at^b$	$a=7.80\times10^{-27}$	$b=7.21$	
$h_{in}(t)=a\exp(-((t-b)/c)^2)$	$a=7.6\times10^{-2}$	$b=2.216\times10^3$	$c=3.72\times10^2$

表 3 不同 $h_{in}(t)$ 模型的拟合优度比较

模型类型	均方差	标准差	确定系数	校正后的决定系数
$h_{in}(t)=a\exp(bt)$	2.92×10^{-6}	3.68×10^{-5}	0.999 6	0.999 6
$h_{in}(t)=at^b$	7.99×10^{-6}	6.09×10^{-5}	0.999 0	0.999 0
$h_{in}(t)=a\exp(-((t-b)/c)^2)$	1.90×10^{-4}	2.99×10^{-4}	0.975 7	0.975 6

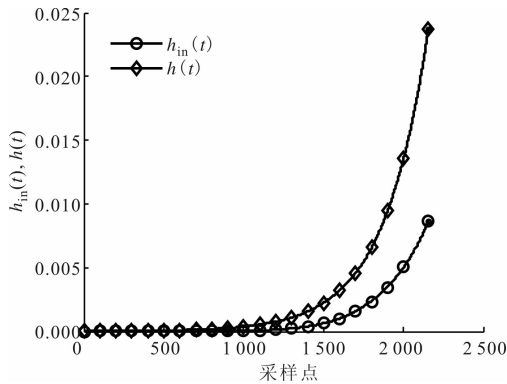


图 7 初始故障率函数 $h_{in}(t)$ 及其更新形式

将轴承 B 的响应协变量指标 x_{sha} 和协变量函数 $C(t)$ 代入式(4),对 $h_{in}(t)$ 进行更新。考虑到响应协变量与故障率间的比例关系假设,将轴承 A、B 的协变量指数比作为一个乘积因子引入到更新过程当中,因此式(4)改写为

$$\tilde{h}(t_i) = \frac{Z_r(t_i)}{C(t_i)} \exp(x_{shai}^B/x_{shai}^A) \quad (12)$$

通过回归分析对其离散形式进行拟合,更新后轴承 B 的故障率函数 $h(t)$ 如图 7 中菱形标记曲线所示,其表达式为

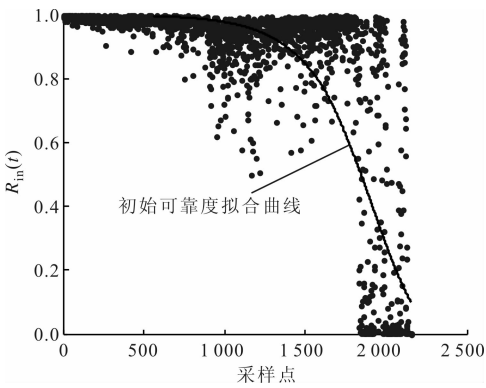


图 6 LRM 估计出的初始故障率情况

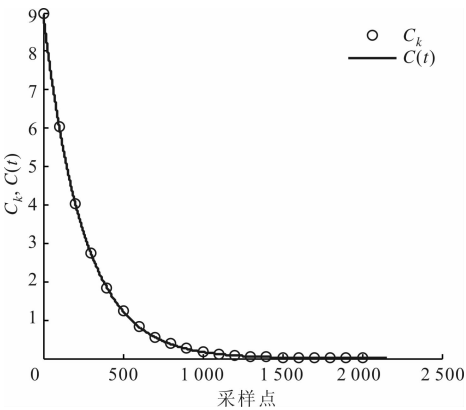


图 8 基本协变量函数 $C(t)$ 及其离散形式 C_k

$$\tilde{h}(t) = 9.811 \times 10^{-6} e^{0.003\ 613t} \quad (13)$$

将 $\tilde{h}(t)$ 代入式(5)可求得轴承 B 的可靠度,如图 9 所示。参考文献[14],Logistic 回归模型是基于二分类事件建立的,即只考虑刀具正常或失效与否,所以本文将可靠度的失效阈值设为 $R_t=0.5$,则由其所确定的失效时间为 1 535 个采样时间点,实际失效时间为 1 615 个采样时间,如按等间距采样方式计算,可求出评估误差为 4.95%。

上述轴承可靠性评估实例中只用到了单响应协

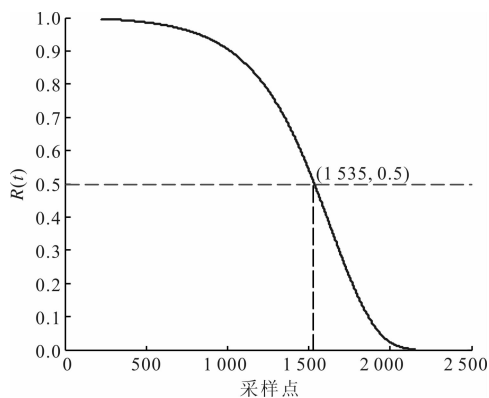


图 9 评估得到的轴承 B 的可靠度情况

变量 x_{sha} , 本节中还提取了其他 10 个时域指标, 每个指标对于轴承故障的敏感性、趋势性、稳定性是不一样的, 评估实例中用到的只是一个相对较优的指标。如果能将多个指标进行融合, 综合各指标的优势, 提取出各方面性能更为出色的新指标, 那么评估的效果会更优, 如 Qiu 和 Huang 在论文中所提出的 MQE 指标^[22], 或利用主分量分析、因子分析、距离分析、粗糙集等, 先对数据进行降维处理和特征提取, 再利用改进的 PCM 模型进行可靠性估计。

6 结 论

为了完善 PCM 在少失效数据或零失效数据情况下的工程实用性, 本文提出了一种基于改进的 PCM 可靠性评估方法, 通过对航空发动机转子轴承运行可靠性评估应用实例, 得出以下结论。

(1) 基于 LRM 的 $h_{in}(t)$ 估计方法只需要获取设备的响应协变量和对应的状态信息即可, 无需对设备的退化失效机理、性能参数的退化路径或概率分布密度函数等做过多的假设。

(2) 本文方法绕开了人为确定 r 和 $C(t)$ 的过程, 避免了主观选择差异带入的估计偏差, 从状态监测信号中提取的响应协变量更加准确地揭示设备的时间、动态特性与运行可靠性的映射关系。

(3) 对航空发动机转子轴承运行可靠性评估应用实例证明了本文方法的可行性和有效性, 为少失效或无失效条件下的运行可靠性评估提供了一种新的手段。

参考文献:

- [1] 王华伟, 高军, 吴海桥. 基于竞争失效的航空发动机剩余寿命预测 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(6): 197-205.
- WANG Huawei, GAO Jun, WU Haiqiao. Residual

remaining life prediction based on competing failures for aircraft engines [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(6): 197-205.

- [2] 黄粤, 韦桂兰, 张有铿, 等. CFM56-3 发动机 3 号轴承后油气封严装置分离故障的监控方法 [J]. 航空动力学报, 2003, 18(5): 681-685.
- HUANG Yue, WEI Guilán, ZHANG Youkeng, et al. A new method for controlling CFM56-3 No. 3 aft air/oil seals separation [J]. Journal of Aerospace Power, 2003, 18(5): 681-685.
- [3] 刘长福, 邓明. 航空发动机结构分析 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2010: 364-399.
- [4] 苗学问. 航空发动机主轴承使用寿命预测技术研究 [D]. 北京: 北京航空航天大学, 2009: 1-2.
- [5] O'CONNOR P D T. Reliability: past, present and future [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2000, 49(4): 335-341.
- [6] ZIO E. Reliability engineering: old problems and new challenges [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2009, 94(2): 125-141.
- [7] 何正嘉, 曹宏瑞, 訾艳阳, 等. 机械设备运行可靠性评估的发展与思考 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(2): 171-186.
- HE Zhengjia, CAO Hongrui, ZI Yanyang, et al. Developments and thoughts on operational reliability assessment of mechanical equipment [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(2): 171-186.
- [8] 何正嘉, 蔡改改, 申中杰, 等. 基于机械诊断信息的设备运行可靠性研究 [J]. 中国工程科学, 2013, 15(1): 9-14.
- HE Zhengjia, CAI Gaigail, SHEN Zhongjie, et al. Study of operation reliability based on diagnosis information for mechanical equipment [J]. Engineering Sciences, 2013, 15(1): 9-14.
- [9] 孙闯, 何正嘉, 张周锁, 等. 基于状态信息的航空发动机运行可靠性评估 [J]. 机械工程学报, 2013, 49(6): 30-37.
- SUN Chuang, HE Zhengjia, ZHANG Zhousuo, et al. Operating reliability assessment for aero-engine based on condition monitoring information [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(6): 30-37.
- [10] COX D R. Regression models and life-tables [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1992, 34(2): 187-220.
- [11] DING F, HE Z. Cutting tool wear monitoring for reliability analysis using proportional hazards model [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 57(5/6/7/8): 565-574.

- [12] SUN Y, MA L, MATHEW J, et al. Mechanical systems hazard estimation using condition monitoring [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2006, 20(5): 1189-1201.
- [13] LIN D, WISEMAN M. Discussion of “mechanical systems hazard estimation using condition monitoring” [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2007, 21(7): 2947-2949.
- [14] CHEN B, CHEN X, LI B, et al. Reliability estimation for cutting tools based on logistic regression model using vibration signals [J]. *Noise & Vibration Bulletin*, 2011, 25(7): 2526-2537.
- [15] MONTGOMERY D C. Introduction to linear regression analysis, fifth edition set [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 2013, 170(3): 856-857.
- [16] CAI G, CHEN X, BING L, et al. Operation reliability assessment for cutting tools by applying a proportional covariate model to condition monitoring information [J]. *Sensors*, 2012, 12(10): 12964-12987.
- [17] LEE J, QIU H, YU G, et al. Bearing data set: NASA Ames prognostics data repository [EB/OL]. [2017-08-20]. [https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/](https://ti.arc.nasa.gov/tech/dash/groups/pcoe/prognostic-data-repository/)
- groups/pcoe/prognostic-data-repository/.
- [18] XIANG Jiawei, ZHONG Yongteng, GAO Haifeng. Rolling element bearing fault detection using PPCA and spectral kurtosis [J]. *Measurement*, 2015, 75: 180-191.
- [19] XIANG Jiawei, LIANG Ming, ZHONG Yongteng. Computation of stress intensity factors using wavelet-based elements [J]. *Journal of Mechanics*, 2016, 32(3): N1-N6.
- [20] LEI Y, LIN J, ZUO M J, et al. Condition monitoring and fault diagnosis of planetary gearboxes: a review [J]. *Measurement*, 2014, 48(1): 292-305.
- [21] XUE Xiaoming, ZHOU Jianzhang. A hybrid fault diagnosis approach based on mixed-domain state features for rotating machinery [J]. *ISA Transactions*, 2017, 66: 284-295.
- [22] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2003, 17(3/4): 127-140.

(编辑 刘杨)

(上接第40页)

- [11] 周超, 常海萍, 崔德平, 等. 斜劈缝涡轮导向叶片尾缘出流气体流动特性数值分析 [J]. *航空动力学报*, 2006, 21(2): 268-274.
- ZHOU Chao, XHANG Haiping, CUI Deping, et al. Numerical investigation of the cooling flow downstream of a turbine guide vane trailing edge slot [J]. *Journal of Aerospace Power*, 2006, 21(2): 268-274.
- [12] 高炎, 晏鑫, 李军. 燃气透平叶片尾缘开缝结构冷却性能的数值研究 [J]. *西安交通大学学报*, 2016, 50(3): 29-37.
- GAO Yan, YAN Xin, LI Jun. Numerical investigations on film cooling performance of trailing edge cut-back in gas turbine airfoil [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2016, 50(3): 29-37.
- [13] 王瑞琴, 高炎, 晏鑫, 等. 燃气透平尾缘开缝区冷却性能的非定常研究 [J]. *西安交通大学学报*, 2017, 51(12): 98-103.
- WANG Ruiqin, GAO Yan, YAN Xin, et al. Numerical investigations on cooling performance of a gas tur-

bine tailing edge cut-back [J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2017, 51(12): 98-103.

[本刊相关文献链接]

- 吴凡, 杜长河, 王杰枫, 等. 周向喷嘴数对旋流冷却流动传热特性的影响. 2018, 52(7): 94-100. [doi:10.7652/xjtuxb201807014]
- 税琳棋, 黄博, 董坤坤, 等. 燃气透平叶片树状分形内冷微通道的换热特性实验研究. 2017, 51(11): 43-50. [doi:10.7652/xjtuxb201711007]
- 汤松臻, 王飞龙, 童自翔, 等. 烟气余热回收换热器积灰抑制技术研究及参数优化. 2017, 51(9): 19-25. [doi:10.7652/xjtuxb201709003]
- 李劲劲, 何坤, 晏鑫, 等. 透平叶片近前缘端壁处换热性能的研究. 2017, 51(7): 44-50. [doi:10.7652/xjtuxb201707007]
- 高炎, 晏鑫, 李军. 燃气透平叶片尾缘开缝结构冷却性能的数值研究. 2016, 50(3): 29-37. [doi:10.7652/xjtuxb201603005]

(编辑 武红江)