

多重应力下滚动轴承剩余寿命预测

邱明^{1,2}, 牛凯岑¹, 李军星¹, 李燕科¹, 许艳雷¹

(1. 河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003;

2. 机械装备先进制造河南省协同创新中心, 河南 洛阳 471003)

摘 要: 为了实现多重应力下滚动轴承的剩余寿命预测, 有效利用不用应力下的退化数据, 提出了一种基于加速模型和贝叶斯(Bayesian)理论的滚动轴承剩余寿命预测方法。通过拟合优度检验和威布尔(Weibull)概率图检验法对滚动轴承试验中的数据进行有效性分析。利用 switching Kalman filters(SKF)判断滚动轴承各时刻的退化状态。当滚动轴承进入加速退化时, 用指数模型拟合轴承退化过程, 利用广义线性对数模型表示退化模型参数与应力的关系, 根据修正后的轴承实时退化数据利用贝叶斯算法更新模型参数, 得到滚动轴承剩余寿命的概率密度函数, 从而实现滚动轴承剩余寿命预测。采用 XJTU-SY 轴承数据集进行验证, 预测结果的均方根误差在 20 min 以内, 证明该方法能够有效预测滚动轴承的剩余寿命。

关 键 词: 滚动轴承; 多重应力; 加速模型; 剩余寿命预测; 贝叶斯

中图分类号: V229⁺.2; TH133.33

文献标志码: A

Residual life prediction of rolling bearing under multiple stresses

QIU Ming^{1,2}, NIU Kaicen¹, LI Junxing¹, LI Yanke¹, XU Yanlei¹

(1. School of Mechatronics Engineering,

Henan University of Science and Technology, Luoyang Henan 471003, China;

2. Henan Collaborative Innovation Center for Advanced Manufacturing of
Mechanical Equipment, Luoyang Henan 471003, China)

Abstract: In order to realize the residual life prediction of rolling bearings under multiple stresses, a method for residual life prediction of rolling bearings based on acceleration model and Bayesian theory was proposed by effectively utilizing the degradation data under no stresses. The validity of the rolling bearing test data was analyzed by goodness of fit test and Weibull probability graph test. Switching Kalman filters (SKF) were used to determine the degradation state of the rolling bearing at each moment. When rolling bearing entered into the accelerated degradation, degradation process of bearing was fitted with exponential model, and the generalized linear logarithmic model was used to represent the relationship between degradation model parameters and stress; according to the revised bearing real-time degradation data, the model parameters were updated using Bayesian algorithm, the probability density function of the residual life of rolling bearing were acquired for residual life prediction of the rolling bearing. The XJTU-SY bearing data set was used for verification, and the root mean square error of the predicted results was less than 20 min, proving that the proposed method can effectively predict the residual life of rolling bearings.

收稿日期: 2021-05-16

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB2000203)

作者简介: 邱明(1969—), 女, 教授、博士生导师, 博士, 主要从事轴承设计及性能评价。E-mail: qiuming@haust.edu.cn

引用格式: 邱明, 牛凯岑, 李军星, 等. 多重应力下滚动轴承剩余寿命预测[J]. 航空动力学报, 2022, 37(5): 980-988. QIU Ming, NIU Kaicen, LI Junxing, et al. Residual life prediction of rolling bearing under multiple stresses[J]. Journal of Aerospace Power, 2022, 37(5): 980-988.

Key words: rolling bearing; multiple stress; acceleration model; residual life prediction; Bayesian

滚动轴承是机械系统中重要的承载运动件,在机械装备安全稳定运行中发挥着重要作用。开展滚动轴承的剩余寿命预测研究,实时监测滚动轴承的健康状况,对于保证设备安全可靠地运行、提升设备的维修效能,具有显著的实际应用价值与重要的研究意义。

目前国内外研究人员都对滚动轴承的剩余寿命预测方法做了大量的研究,但其研究都集中于一个应力水平下预测同个或同类滚动轴承的剩余寿命,工程实际中滚动轴承的工作条件是复杂多变的,遇到新的应力需要该环境中的历史数据才能进行剩余寿命的预测,而得到这些数据需要大量的人力物力。本文通过分析滚动轴承不同应力水平下的退化试验数据,建立滚动轴承性能退化模型参数与应力的关系模型,提出多重应力条件下滚动轴承剩余寿命预测方法。

加速模型描述了产品性能退化速度与应力水平之间的关系。加速模型的构建是进行外推的基础,直接影响着外推的精度。茆诗松在文献[1]中介绍了几种工程上常用的物理加速模型。黄婷婷等人在文献[2]中详细讨论了具有代表性的统计加速模型。李晓阳等人在文献[3]中对国际上已提出的具有代表性的多应力加速模型进行了具体介绍和分析

王浩伟等人^[4-7]利用不同的模型对产品的性能退化过程进行建模,基于加速因子不变原则和贝叶斯统计推断产品的剩余寿命。贝叶斯更新时考虑待预测轴承的实时监测数据,有效结合了现有的历史数据和实时监测数据,扩大了样本的容量。刘小平等人^[8]建立了基于Wiener过程的考虑个体差异和测量误差的退化模型,根据阿伦尼斯模型确定模型参数与加速应力的关系,采用仿真研究验证提出剩余寿命预测方法的有效性。Ebrahim等人^[9]提出了一种加速退化数据模型——比例磨损模型,得到了平均退化曲线失效时间的点估计和bootstrap置信区间。指数退化模型是描述产品累积退化过程的典型模型。迄今为止,这种模型已广泛应用于设备腐蚀、轴承磨损、液晶显示等设备的退化^[10]。Gebrael等人提出利用指数模型来对滚动轴承的加速退化阶段建模^[11-12]。工程实践中由于产品退化机理的复杂性、环境因素的影

响、系统工作状态的改变等,产品的退化速率呈现出两阶段甚至多阶段特性^[13]。由于产品的差异性,同批次轴承在同样的环境中其振动信号不尽相同,进入加速退化阶段的时刻也存在差异,目前仅有很少一部分文献考虑该问题^[14]。此外,现有文献中通常假设变点处的退化量已知或其分布函数能够从历史数据统计得到,这需要大量的历史退化数据^[15]。

鉴于以上分析,本文提出了一种基于指数模型和贝叶斯更新的多重应力下滚动轴承个体剩余寿命预测方法。利用switching Kalman filters (SKF)判定滚动轴承的退化状态。SKF不需要大量的数据训练模型,也不需要设置滚动轴承进入加速退化阶段的阈值就可以识别轴承的早期故障点,SKF是根据轴承实时监测振动信号自适应判断轴承退化状态,提高了滚动轴承性能退化评估的准确性。滚动轴承的性能退化模型为包含布朗运动误差的指数模型,广义线性对数模型表示性能退化模型参数与应力的关系。贝叶斯方法以滚动轴承退化试验中的数据作为先验数据,以修正的滚动轴承运行或定期测试中的数据作为实时数据,通过贝叶斯方法得到寿命预测模型的后验参数值,对滚动轴承的个体剩余寿命做出稳妥、实时、准确的预测,为多重应力下滚动轴承的剩余寿命评估提供方法支撑,研究结果可为机械设备中滚动轴承在不同工作环境中的应用提供参考。

1 多重应力下加速模型的构建

滚动轴承失效的物理机理十分复杂,很难从物理失效机理角度准确建立加速模型。数学加速模型通过回归的形式建立加速模型,避免了滚动轴承复杂的物理化学失效机理,但由于缺少失效物理基础其外推的性能不好。因此从数学加速模型角度出发,结合滚动轴承的失效机理和性能退化特性来建立多重应力下的加速模型,这样既避免了建立物理加速模型的困难,又使数学加速模型具有了外推的依据。

滚动轴承加速退化试验中常用的应力条件是载荷、速度和温度。阿伦尼斯在研究了高温激发化学反应的基础上,根据大量数据提出了阿伦尼斯加速模型,当滚动轴承加速退化试验中用机械

应力(如载荷、速度等)作为加速应力时,在物理上很多试验数据证明产品在机械应力下的退化速度与应力的关系符合逆幂律加速模型。以广义对数加速模型为基础,结合物理加速模型建立多重应力下滚动轴承加速模型:

$$\ln \zeta = \gamma_0 + \gamma_1 g_1 + \gamma_2 g_2 + \cdots + \gamma_n g_n \quad (1)$$

$$\ln \zeta = \gamma_0 + \gamma_1 g_1 + \gamma_2 g_2 + \cdots + \gamma_n g_n +$$

$$\gamma_{n+1}(g_1 \cdot g_2) + \cdots + \gamma_{2^n-1}(g_1 \cdot g_2 \cdots g_n) \quad (2)$$

式中 ζ 表示与加速应力有关的参数; $\gamma_0, \gamma_1, \cdots, \gamma_{2^n-1}$ 表示待估计系数,反映轴承性能退化特性,结合轴承性能退化模型,由各个应力水平下的参数通过最小二乘法估计得到; n 为应力的种类, $g_1, g_2, \cdots, g_n$ 反映轴承的失效机理,表示与一个或多个加速应力有关的已知函数,通常是线性化的阿伦尼斯加速模型或逆幂律加速模型。式(1)为没有考虑各个应力交互作用的加速模型,式(2)为考虑了各个应力交互作用的加速模型。

得到数据后,利用式(1)、式(2)拟合滚动轴承性能退化特征参数和应力之间的关系,计算拟合残差平方和(sum squared residual),比较两个公式的残差平方和,当式(2)的残差平方和较大时,从统计学角度判断各应力之间没有交互作用。

滚动轴承加速退化试验中常用到的应力条件是载荷、速度和温度,根据滚动轴承试验过程中的应力选择合适的物理加速模型。

1.1 数据的有效性检验

在利用加速模型时,确保分析产品的失效机理不变是一切分析的基础,有效的加速退化试验需要保证产品在各个加速应力下的失效机理是一致的,失效机理发生变化的加速应力下获得的加速退化数据是无效的,不能用于外推其余应力的剩余寿命预测。由此王坚永、徐东等人^[16-17]提到利用下面几个基本假设检验数据的有效性。

假设 1 大量的试验和研究表明滚动轴承的寿命是服从 Weibull 分布的。因此利用 Weibull 分布描述滚动轴承各个应力水平下的寿命数据;

在加速应力为 i 的试验应力下, Weibull 分布的分布函数为

$$F_i(t) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{t}{\nu_i} \right)^{m_i} \right], \quad i = 1, 2, 3 \quad (3)$$

式中 t 为滚动轴承的工作时间, $t > 0$; i 为试验工况的序号; m_i 和 ν_i 分别为第 i 组工况条件下 Weibull 分布的形状参数和尺度参数。

假设 2 Weibull 分布的形状参数代表了滚动轴承的失效机理,为了保证各个应力水平下获得数据的有效性,要求不同应力水平下 Weibull 分布的形状参数基本相同,即表示在 Weibull 分布概率图上要求各应力水平下的分布基本平行。

得到滚动轴承的寿命数据和振动信号数据以后,为了检验数据的有效性首先利用拟合优度检验法检验各应力条件下寿命数据是否服从 Weibull 分布,然后利用概率图检验法对不同工况条件下得到的寿命数据进行失效机理一致性检验。

为使用方便对式(3)两边同取两次对数可得

$$\ln \left[\ln \left(\frac{1}{1 - F(t)} \right) \right] = m \ln t - m \ln \nu \quad (4)$$

$$\text{令 } y = \ln \left[\ln \left(\frac{1}{1 - F(t)} \right) \right], x = \ln t, b = -m \ln \nu,$$

则式(4)可表示为直线方程:

$$y = mx + b \quad (5)$$

从上面的分析中可以看到, Weibull 分布表示在双对数坐标中为一条直线,这条直线的斜率 m 即为 Weibull 的形状参数。

得到滚动轴承试验寿命数据后,可以根据中位秩表^[18]获得其概率分布函数的估计值。再将各工况条件下的数据点 $(\ln t, \ln \{\ln[1/(1 - F_i(t))]\})$ 描绘到 Weibull 概率图上。由于最好线性无偏估计法计算精度高且操作简单,利用最好线性无偏估计法计算各工况条件下 m_i 和 ν_i 的估计值,从而获得相应的线性 Weibull 分布函数。将各试验工况下绘制在 Weibull 分布概率图上,观察双对数坐标图中不同工况下 Weibull 分布是否基本平行。

1.2 多重应力下滚动轴承性能退化模型的构建

根据图 1 中滚动轴承实际性能退化过程曲线,利用指数模型构建滚动轴承加速退化阶段的性能退化模型。

$$Y(t) = \alpha + \theta \exp \left[\beta t + \epsilon(t) - \frac{\sigma^2 t}{2} \right] \quad (6)$$

式中 $Y(t)$ 表示指数退化模型, α 为常数项, $\epsilon(t)$ 表示误差, β, θ 为随机参数, σ^2 为布朗运动的方差。

指数类的退化模型通常采用对数变换以简化计算,将上式取对数变形为

$$\ln Y(t) = \ln [Y(t) - \alpha] = \theta' + \beta t + \epsilon(t) - \frac{\sigma^2 t}{2} = \theta' + \beta' t + \epsilon(t) \quad (7)$$

式中 θ' 和 β' 为随机参数, $\epsilon(t)$ 表示误差,是一个均值为 0, 方差为 σ^2 的中心布朗运动。由于不同滚

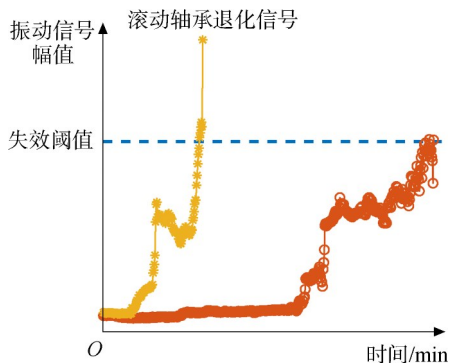


图1 滚动轴承退化趋势

Fig.1 Degradation trend of rolling bearings

动轴承之间有差异性,可以认为滚动轴承个体的随机参数 θ' 和 β' 不一定相同,但服从同一分布类型,单个滚动轴承的参数是滚动轴承总体中未知的“抽取”。

为了便于后续建模分析,本文引入了目前广泛使用的模型假设^[19-21]:①假设模型参数 θ' 和 β' 的先验分布是正态分布,且其参数分别为 (μ_0, σ_0^2) 、 (μ'_1, σ_1^2) ;② $\ln Y_1, \ln Y_2, \dots$ 是独立同分布的正态随机变量;③ θ', β' 和 $\epsilon(t)$ 是互相独立的。

假定 $\epsilon(0)=0$,由式(7)得 $\ln Y(0)=\theta'$,因此 θ' 为滚动轴承加速退化阶段初始方均根的对数值。由于滚动轴承的方均根误差增量与参数 β' 是独立同分布的,利用 $\bar{A}$ 表示 β' 的值,其中 $A = \frac{\ln Y(t_j) - \ln Y(t_{j-1})}{t_j - t_{j-1}}, j=1, 2, \dots$ 。通过计算各个轴承每个时刻拟合值与实际振动信号方均根的差值确定 $\epsilon(t)$ 的方差 σ^2 。

确定性能退化模型参数的先验分布后,下一步的关键工作是确定随加速应力水平的变化而变化的性能退化模型随机参数先验分布的参数。基于Pieruschka假定和加速因子不变原则^[22-23]推导性能退化模型随机参数先验分布参数与加速应力之间的关系。

2 多重应力下滚动轴承剩余寿命的预测

在滚动轴承实际运行中,由于轴承承受载荷情况、轴承零件内部状态、外界环境的动态改变都可能加速或减缓滚动轴承的退化过程,即得到的滚动轴承性能退化趋势呈现非单调的特征,如图2所示(图中 X_{rms} 为方均根, g 为重力加速度),继而影响后面滚动轴承剩余寿命的计算。为了消除

或减小滚动轴承运行过程中振动信号本身及采集振动信号过程中受到的干扰,提高寿命预测模型的鲁棒性,提出利用Kalman filter(KF)单步预测对滚动轴承实时监测数据进行修正。

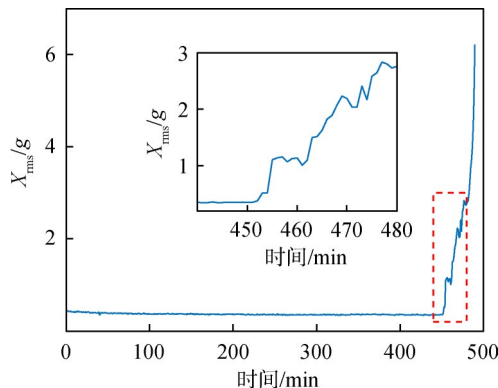


图2 滚动轴承退化轨迹局部放大图

Fig.2 Enlargement of local degradation trajectory of rolling bearings

根据滚动轴承的性能退化数据,对滚动轴承退化数据进行对数线性化处理,KF单步预测的状态方程为

$$L = a + ht + \epsilon(t) \quad (8)$$

式中 a 和 h 为状态方程的常数项和斜率,其中 a 的值由待预测滚动轴承平稳退化阶段方均根值的均值确定, h 由同类滚动轴承加速退化阶段方均根值增量的均值加权确定,根据欧几里得距离计算同类滚动轴承与待预测滚动轴承平稳退化阶段的相似性,继而确定加权系数,误差项的计算同 $\epsilon(t)$ 。

根据同类轴承在不同应力下的历史数据和性能退化模型,计算模型先验分布参数,利用加速模型构建模型先验分布参数与应力的关系,在根据待预测轴承的应力条件计算出其性能模型先验分布参数后,基于贝叶斯计算得到模型的后验参数,利用后验参数值和实时监测值继而计算滚动轴承的剩余寿命分布。当待预测滚动轴承特征值 $\ln[Y(T+t_k)]=D$ 时判断滚动轴承失效, T 为滚动轴承的剩余寿命, D 为失效阈值。 T 的累积分布函数:

$$G\left\{T \leq t \mid \ln Y_1, \ln Y_2, \dots, \ln Y_k\right\} = 1 - G\left\{B < \frac{D - \tilde{\mu}_{T,S}(t+t_k)}{\sqrt{\tilde{\sigma}_{T,S}^2(t+t_k)}}\right\} = \Phi[r(t)] \quad (9)$$

式中 $\Phi(\cdot)$ 表示一个标准的正态分布函数,且

$$r(t) = \frac{\tilde{\mu}_{T,S}(t+t_k) - D}{\tilde{\sigma}_{T,S}^2(t+t_k)} \quad (10)$$

$$\tilde{\mu}_{T,S}(t+t_k) = \ln Y(t_k) + \mu_{\beta'}(T, S)t \quad (11)$$

$$\tilde{\sigma}_{T,S}^2(t+t_k) = \sigma_{\beta'}^2(T, S)t^2 + \sigma(T, S)t \quad (12)$$

由式(9)可以得到滚动轴承剩余寿命的概率密度函数

$$f_{T|\ln Y_1, \ln Y_2, \dots, \ln Y_k, T>0}(t) = \Phi[r(t)]r'(t) \quad (13)$$

根据文中所提到的模型假设理论, $\ln Y$ 符合正态分布。 $\tilde{\mu}_{T,S}(t+t_k)$ 为 $\ln Y(t+t_k)$ 的均值, $\tilde{\sigma}_{T,S}^2(t+t_k)$ 为 $\ln Y(t+t_k)$ 的方差, $\mu_{\beta'}(T, S)$ 、 $\sigma_{\beta'}^2(T, S)$ 、 $\sigma(T, S)$ 为多重应力条件下与模型随机参数相关的先验分布参数。

3 实例验证

利用实际试验中获得的滚动轴承全寿命周期振动信号验证本文所提方法的有效性。本文所采用的数据集是 XJTU-SY^[24]。试验机结构如图 3

所示。试验轴承的型号为 LDK UER204; 选取载荷 p 和速度 v 为加速应力, 在 3 种工况条件下对滚动轴承进行试验, 每个工况下试验 5 个轴承, 试验中水平和垂直方向的 PCB 352C33 单向加速度传感器同时采集信号, 采样频率为 25.6 kHz, 每 1 min 采集一次, 每次采集 1.28 s 的振动信号^[25]。计算 3 种工况 15 个滚动轴承经小波包降噪后的方均根值, 观察各个滚动轴承方均根的退化轨迹。工况 1 下 4 号轴承方均根的退化趋势非常平稳, 只在失效的最后 1 min 突然增大, 和其他滚动轴承方均根值逐渐增大的趋势不一样, 因此为了有效地利用数据集的数据, 在后续的分析中不包含 1~4 号轴承的相关数据。为了验证其余试验数据的有效性, 对各个工况下滚动轴承的寿命进行分布拟合检验, 如图 4 所示, 图中 S_{ad} 为统计量, 与检验值 P 值综合描述数据是否符合目标分布, 图中 S_{ad} 值越小, 说明越有可能符合 Weibull 分布, P 值大于 0.05 说明符合 Weibull 分布, 小于 0.05 说明不符合。

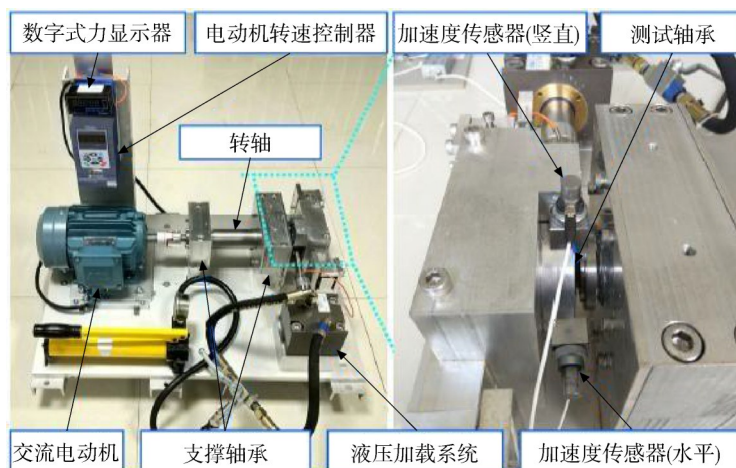


图 3 滚动轴承加速寿命试验机

Fig.3 Accelerated life testing machine for rolling bearing

从图 4 中可以看出, 各个工况下的滚动轴承寿命值 Weibull 检验值 P 值都大于 0.05, 因此认为各个应力条件下滚动轴承的寿命都是服从于 Weibull 分布的, 即假设 1 是成立的。基于最好线性无偏估计法计算各个工况条件下线性 Weibull 分布的参数, 根据中位秩表获得各工况条件下 Weibull 分布的概率值, 再将各工况条件下的数据点 $(\ln t, \ln \{-\ln [1/(1 - F_i(t))]\})$ 描绘到 Weibull 概率图上。将各试验工况下的线性 Weibull 分布函数绘制在 Weibull 分布概率图上, 如图 5 所示。

观察双对数坐标图(图 5), 可以看到不同工况下 Weibull 分布基本平行, 失效的各个滚动轴承

均匀地分布在线性 Weibull 分布函数的两侧。认为试验数据满足假设 1 和假设 2, 可以利用得到的试验数据进行后续的分析。

将滚动轴承的退化过程分为平稳退化和加速退化, 利用 SKF 状态识别方法对 3 种工况的 15 个滚动轴承(记为 1-1, 1-2, ..., 3-4, 3-5)的方均根值进行退化状态识别。各个滚动轴承进入加速退化阶段的时刻如表 1 所示。

根据表 1 获得各滚动轴承进入加速退化阶段的时刻, 利用包含布朗运动误差的指数模型(式(7))拟合滚动轴承进入加速退化阶段后的方均根退化轨迹, 各滚动轴承退化模型参数如表 2。

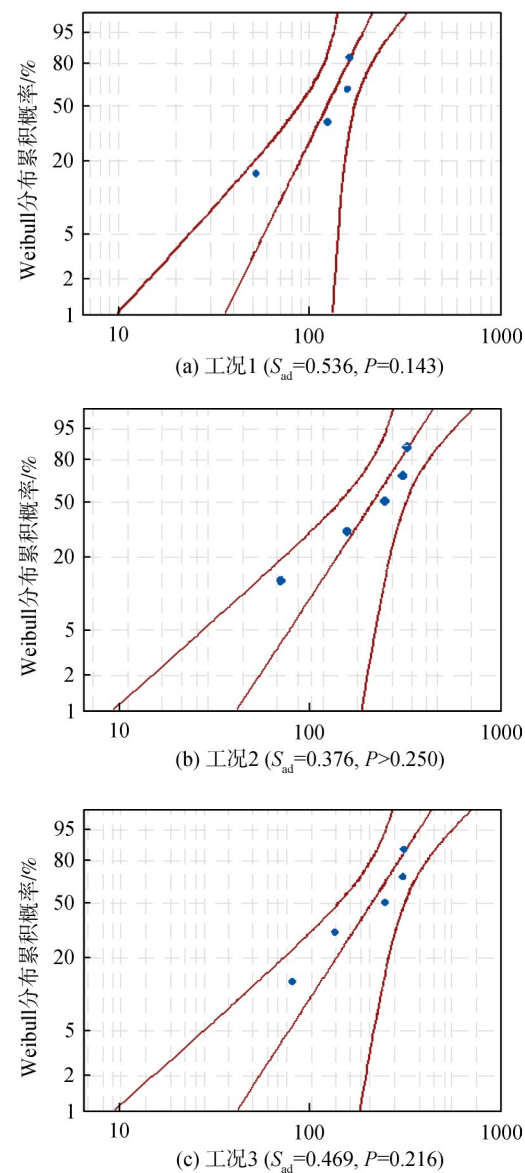


图 4 Weibull 分布拟合优度检验图(95%置信区间)
Fig.4 Weibull distribution goodness of fit test chart
(95% confidence interval)

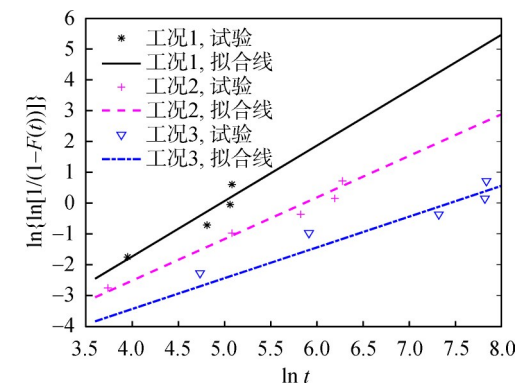


图 5 Weibull 分布概率检验图
Fig.5 Weibull distribution probability test diagram

表 1 各滚动轴承进入加速退化阶段时刻表
Table 1 Timetable for each rolling bearing to enter the accelerated degradation stage

轴承	时间/min	轴承	时间/min	轴承	时间/min
1-1	80	2-1	457	3-1	2 395
1-2	55	2-2	59	3-2	2 079
1-3	91	2-3	319	3-3	345
1-4	122	2-4	32	3-4	1 424
1-5	37	2-5	130	3-5	11

表 2 轴承退化模型参数表
Table 2 Table of bearing degradation model parameters

轴承	θ'	β'
1-1	0.523 1	0.033 2
1-2	-0.181 3	0.019 6
1-3	-0.510 8	0.028 7
1-5	0.307 2	0.125 9
2-1	0.146 3	0.053 6
2-2	-0.034 5	0.020 3
2-3	-0.251 4	0.008 7
2-4	1.068 2	0.077 7
2-5	0.241 2	0.009 1
3-1	-0.674 8	0.020 0
3-2	-0.217 4	0.004 5
3-3	0.761 2	0.028 5
3-4	-0.359 0	0.018 8
3-5	0.671 0	0.012 0

根据最小二乘法计算 θ' 和 β' 的先验分布参数 $(\mu_0, \sigma_0^2), (\mu'_1, \sigma_1'^2)$ 。由表 2 中工况 1 下的 4 套轴承, 工况 2 下 1、3、4、5 号轴承, 工况 3 下 2、3、4、5 号轴承随机参数的先验分布参数如表 3 所示。

数据集所用试验台可以调节的工况主要是转速 v 和径向力 p , 根据式(1)和式(2)和相应的物理模型描述表 3 中参数与应力的函数关系, 各参数与应力函数关系如式(14)和式(15)所示。分别计算得到考虑应力交互作用和不考虑应力交互作用时的模型各系数值如表 4 和表 5 所示。

$$\ln \zeta = \gamma_0 + \gamma_1 \ln v + \gamma_2 \ln p \quad (14)$$

$$\ln \zeta = \gamma_0 + \gamma_1 \ln v + \gamma_2 \ln p + \gamma_3 \ln v \cdot \ln p \quad (15)$$

表 3 先验分布参数表

Table 3 Table of prior distribution parameters

工况	μ_0	σ_0	μ'_1	σ_1	σ
1	0.034 55	0.182 8	0.051 9	0.042 8	0.146 7
2	0.301 10	0.554 2	0.037 3	0.034 2	0.110 7
3	0.214 00	0.263 9	0.016 0	0.002 3	0.169 1

表 4 有交互作用加速模型系数表

Table 4 Table of interaction acceleration model coefficients

参数	γ_0	γ_1	γ_2	γ_3	残差平方和
μ_0	0	-32.406 0	-501.005 4	78.357 6	$2.747 6 \times 10^8$
σ_0	0	-24.845 4	-359.720 6	56.933 3	$3.159 1 \times 10^{-8}$
μ'_1	0	-8.542 7	-87.888 1	14.771 3	$6.889 2 \times 10^{-12}$
σ_1	0	-36.839 1	-446.186 7	72.986 8	9.855×10^{-10}
σ	0	9.446 2	133.407 2	-21.342 0	$4.529 9 \times 10^{-8}$

表 5 无交互作用加速模型系数表

Table 5 Table of no interaction acceleration model coefficients

参数	γ_0	γ_1	γ_2	残差平方和
μ_0	-2 306.7	245.9	170.1	0.034 7
σ_0	-1 676	177.3	127.9	0.013 1
μ'_1	-434.845	43.914	38.616 5	$8.315 8 \times 10^{-10}$
σ_1	-2 148.6	222.4	178.9	$6.987 5 \times 10^{-4}$
σ	628.275 5	-66.344 6	-49.369 8	$4.916 2 \times 10^{-9}$

根据有交互作用和无交互作用公式残差平方和的大小,得到不考虑应力交互项的存在时增大了拟合的误差,因此认为应力之间存在交互作用,通过式(2)可以计算得到各应力水平下性能退化模型的先验分布参数。

根据上述参数与应力函数关系,可以得到工况 2 下 2 号轴承退化模型的先验分布参数 $\mu_0 = 0.301$, $\sigma_0 = 0.554 0$, $\mu'_1 = 0.037 3$, $\sigma_1 = 0.034 2$, $\sigma = 0.110 6$ 。工况 3 下 1 号轴承退化模型的先验分布参数 $\mu_0 = 0.213 9$, $\sigma_0 = 0.263 8$, $\mu'_1 = 0.016$, $\sigma_1 = 0.002 3$, $\sigma = 0.169$ 。

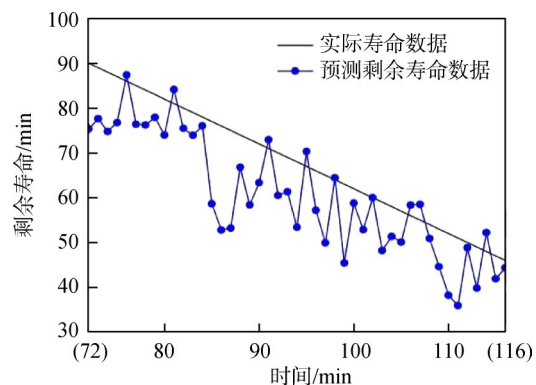
根据贝叶斯更新、先验分布参数和修正后实时监测到的振动信号数据分别得工况 2 下 2 号轴承和工况 3 下 1 号轴承的后验分布参数,利用式(9)~式(13)从而得到工况 2 下 2 号轴承和工况 3 下 1 号轴承的剩余寿命,如图 6 所示。

最后利用方均根误差(root mean square er-

ror,记为 ϵ_{rms})量化评价不同剩余寿命预测方法的精度,其表达式如下:

$$\epsilon_{\text{rms}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{q=1}^N (T_q - T'_q)^2} \quad (16)$$

式中 T_q 是滚动轴承剩余寿命真实值, T'_q 代表剩余寿命预测值, N 代表数据的总个数。



(a) 2-2轴承剩余寿命估计结果

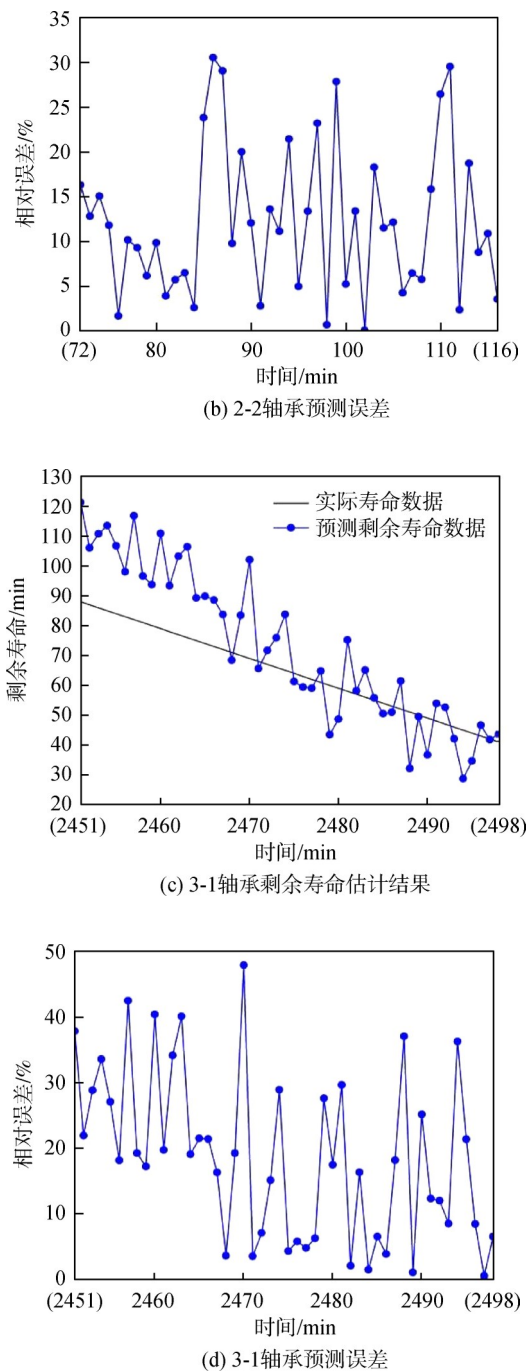


图6 多重应力滚动轴承剩余寿命预测结果

Fig.6 Residual life prediction results of rolling bearing with multiple stresses

利用本文提出的寿命预测方法对单个滚动轴承的剩余寿命预测的结果及相对误差如图6,根据式(16)得轴承2-2预测结果的方均根误差为10.029 2 min,轴承3-1为16.231 3 min,证明提出的方法能够更准确地预测滚动轴承的剩余寿命,可以为预测多重应力下单个滚动轴承的剩余寿命提供参考。

4 结 论

本文通过分析滚动轴承不同应力下的全寿命监测数据,提出了一种基于指数模型和贝叶斯更新的多重应力下滚动轴承个体剩余寿命预测方法。该模型的特点为:①加速模型准确地描述滚动轴承性能退化参数与加速应力间的关系,准确地外推指定应力下模型的先验分布参数;②KF单步预测有效减少了实时振动监测数据的随机性;③贝叶斯理论有效结合了历史数据和实时监测数据,提高了滚动轴承剩余寿命长期预测的精度。通过滚动轴承实例分析,证明本文方法可以为多重应力下滚动轴承剩余寿命预测提供参考。

参考文献:

- [1] 茆诗松.加速寿命试验的加速模型[J].质量与可靠性,2003(2):15-17.
MAO Shisong. Accelerated model of accelerated life test[J]. Quality and Reliability, 2003(2):15-17. (in Chinese)
- [2] 黄婷婷,姜同敏.加速寿命试验中统计加速模型综述[J].装备环境工程,2010,7(4):61-66.
HUANG Tingting, JIANG Tongmin. Review of statistical acceleration models in accelerated life testing[J]. Equipment Environmental Engineering, 2010, 7(4):61-66. (in Chinese)
- [3] 李晓阳,姜同敏.加速寿命试验中多应力加速模型综述[J].系统工程与电子技术,2007,29(5):828-831.
LI Xiaoyang, JIANG Tongmin. Review of multiple-stress models in accelerated life testing[J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(5):828-831. (in Chinese)
- [4] 王浩伟,徐廷学,赵建忠.融合加速退化和现场实测退化数据的剩余寿命预测方法[J].航空学报,2014,35(12):3350-3357.
WANG Haowei, XU Tingxue, ZHAO Jianzhong. Residual life prediction method fusing accelerated degradation and field degradation data[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2014, 35(12):3350-3357. (in Chinese)
- [5] 王浩伟,徐廷学,刘勇.基于随机参数Gamma过程的剩余寿命预测方法[J].浙江大学学报(工学版),2015,49(4):699-704.
WANG Haowei, XU Tingxue, LIU Yong. Remaining useful life prediction method based on Gamma processes with random parameters[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2015, 49(4):699-704. (in Chinese)
- [6] 王浩伟,滕克难,盖炳良.基于加速因子不变原则的加速退化数据分析方法[J].电子学报,2018,46(3):739-747.
WANG Haowei, TENG Kenan, GAI Bingliang. The method of analyzing accelerated degradation data based on acceleration factor constant principle[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3):739-747. (in Chinese)
- [7] 王华伟,吴海桥.基于信息融合的航空发动机剩余寿命预测

- [J].航空动力学报,2012,27(12):2749-2755.
- WANG Huawei, WU Haiqiao. Residual useful life prediction for aircraft engine based on information fusion[J]. Journal of Aerospace Power, 2012, 27(12):2749-2755. (in Chinese)
- [8] 刘小平, 张立杰, 沈凯凯, 等. 考虑测量误差的步进加速退化试验建模与剩余寿命估计[J]. 兵工学报, 2017, 38(8): 1586-1592.
- LIU Xiaoping, ZHANG Lijie, SHEN Kaikai, et al. Step stress accelerated degradation test modeling and remaining useful life estimation in consideration of measuring error[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(8):1586-1592. (in Chinese)
- [9] EBRAHEM A H, HIGGINS J J. Non-parametric analysis of a proportional wearout model for accelerated degradation data[J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 174(1): 365-373.
- [10] 司小胜, 胡昌华, 李娟, 等. Bayesian更新与EM算法协作下退化数据驱动的剩余寿命估计方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(4):357-365.
- SI Xiaosheng, HU Changhua, LI Juan, et al. Degradation data-driven remaining useful life estimation approach under collaboration between Bayesian updating and EM[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2013, 26(4):357-365. (in Chinese)
- [11] GEBRAEEL N. Sensory-updated residual life distributions for components with exponential degradation patterns[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2006, 3(4):382-393.
- [12] ELWANY A, GEBRAEEL N. Real-time estimation of mean remaining life using sensor-based degradation models[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2009, 131(5): 51-59.
- [13] 张鹏, 胡昌华, 白灿, 等. 考虑随机效应的两阶段退化系统剩余寿命预测方法[J]. 中国测试, 2019, 45(1):5-11.
- ZHANG Peng, HU Changhua, BAI Can, et al. Remaining useful life estimation method for two-phase degradation system with random effects[J]. China Measurement and Testing Technology, 2019, 45(1):5-11. (in Chinese)
- [14] BAE S J, YUAN T, NING S, et al. A Bayesian approach to modeling two-phase degradation using change-point regression[J]. Reliability Engineering and System Safety, 2015, 134(2):66-74.
- [15] CHEN N, TSUI K L. Condition monitoring and remaining useful life prediction using degradation signals: revisited[J]. IIE Transactions, 2013, 45(9):939-952.
- [16] 王坚永, 庄中华, 吴秀鸾, 等. 滚动轴承可靠性加速寿命试验研究[J]. 轴承, 1996(9):23-28, 45.
- WANG Jianyong, ZHUANG Zhonghua, WU Xiuluan, et al. Study on reliability accelerated life test of rolling bearing[J]. Bearing, 1996(9):23-28, 45. (in Chinese)
- [17] 徐东, 徐永成, 陈循, 等. 滚动轴承加速寿命试验技术研究[J]. 国防科技大学学报, 2010, 32(6):122-129.
- XU Dong, XU Yongcheng, CHEN Xun, et al. Research on accelerated life test for rolling element bearings[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2010, 32(6): 122-129. (in Chinese)
- [18] 中国电子技术标准化研究所. 可靠性试验用表[M]. 北京:国防工业出版社, 1987:234-239.
- [19] PARK J I, BAE S J. Direct prediction methods on lifetime distribution of organic light-emitting diodes from accelerated degradation tests[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2010, 59(1):74-90.
- [20] PARK C, PADGETT W J. Stochastic degradation models with several accelerating variables[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2006, 55(2):379-390.
- [21] ELWANY A H, GEBRAEEL N Z, MAILLART L M. Structured replacement policies for components with complex degradation processes and dedicated sensors[J]. Operations Research, 2017, 59(3):684-695.
- [22] 周源泉, 叶喜涛. 论加速系数与失效机理不变的条件: I 寿命型随机变量的情况[J]. 系统工程与电子技术, 1996, 18(1):55-67.
- ZHOU Yuanquan, YE Xitao. Study on accelerated factor and condition for constant failure mechanism: I the case for lifetime is a random variable[J]. Systems Engineering and Electronics, 1996, 18(1):55-67. (in Chinese)
- [23] 盖炳良, 滕克难, 王浩伟, 等. 基于加速因子的 Wiener退化产品可靠性评估方法[J]. 战术导弹技术, 2017(6):31-36.
- GAI Bingliang, TENG Kenan, WANG Haowei, et al. Reliability assessment approach for wiener-type degradation based on acceleration factor[J]. Tactical Missile Technology, 2017(6): 31-36. (in Chinese)
- [24] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1): 1-12.
- [25] 雷亚国, 韩天宇, 王彪, 等. XJTU-SY滚动轴承加速寿命试验数据集解读[J]. 机械工程学报, 2019, 55(16):1-6.
- LEI Yaguo, HAN Tianyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16):1-6. (in Chinese)

(编辑:陈越)