

DOI: 10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2022.04.015

基于 PCA 和威布尔分布的滚动轴承剩余寿命预测方法研究

韩威¹, 杨杏¹, 李刚², 袁韬³

(1. 陕西铁路工程职业技术学院, 陕西 渭南 714000;

2. 兰州交通大学 机电工程学院, 甘肃 兰州 730070;

3. 中车戚墅堰机车车辆工艺研究所有限公司, 江苏 常州 213011)

摘要:针对滚动轴承随工作时间的推进其剩余寿命预测愈难实现的问题,根据滚动轴承的故障特征,设计一种基于 PCA 和威布尔分布的滚动轴承剩余寿命预测方法。对滚动轴承的故障特征参数进行提取并构建该轴承故障特征集,并对构建的故障特征集进行 PCA 降维处理后得到性能退化指标,再将退化指标的灰色模型预测代入轴承威布尔分布比例故障模型中求得轴承剩余寿命。通过对测试轴承的预测寿命和实际寿命做对比,证明该方法可以有效地对轴承剩余寿命进行预测。

关键词:滚动轴承;PCA;威布尔分布;寿命预测

中图分类号:TH133.33 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2022)04-0061-04

Residual Life Prediction of Rolling Bearing Based on PCA and Weibull Distribution

HAN Wei¹, YANG Xing¹, LI Gang², YUAN Tao³

(1. Shaanxi Railway Institute, Weinan 714000, China;

2. School of Mechanical and Electronical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730070, China;

3. CRRC Qishuyan Institute Co., Ltd., Changzhou 213011, China)

Abstract: To overcome even greater difficulty in predicting the remaining life of rolling bearing in the cause of its working time, a residual life prediction method of rolling bearing based on PCA and Weibull distribution is designed according to the fault characteristics of rolling bearing. The fault feature parameters of rolling bearing are extracted and the bearing fault feature set is constructed, the performance degradation index is obtained after PCA dimensionality reduction of the constructed fault feature set, and the grey model prediction of degradation index is substituted into the bearing Weibull distribution proportional fault model to gain the remaining life of the bearing. The comparison between predicted life of the tested bearing and the actual life proves that the designed method can effectively predict the remaining life of bearing.

Keywords: rolling bearing; PCA; Weibull distribution; life prediction

0 引言

滚动轴承作为旋转机械设备的部件,其运转状况直接关系到整个设备的安全运行^[1],对轴承进行实时剩余寿命预测尤为重要。轴承故障诊断领域中一个重要研究方向就是通过设备状态监测数据对其性能特征进行分析并进行剩余寿命预测^[2-4],主要包括两个方面,一是对轴承性能退化特征指标进行预测,另一方面是对轴承剩余工作寿命进行预测。

目前,国内外许多学者在轴承寿命预测方面已经进行了一些研究并取得了显著的成效。徐继亚等^[5]提出了一种基于 KPCA 与轴承性能退化 SVM 的轴承剩余寿命预测方法;马海龙^[6]提出了一种结合主元特征融合和 SVM 的方法对轴承剩余寿命进行预测;者娜等^[7]提出了一种基

于 KPCA 和改进 SVM 结合的轴承剩余寿命预测方法;WNAGH W B 等^[8]通过拟合轴承寿命数据实现对轴承的健康管理;胡小曼等^[9]提出了模糊信息化与改进 RVM 结合的剩余寿命预测方法。对滚动轴承剩余寿命的影响因素有很多:一方面滚动轴承在实际工作中由于工作环境复杂和运行条件的多变性,其疲劳损伤的发展趋势无固定方向且故障种类多样,造成滚动轴承的剩余寿命离散性较大且具有较强的随机性;另一方面轴承工作状态监测数据受工作环境和运行状态等条件影响比较大,也存在诸多随机性。因此通过采用上述方法不能反映滚动轴承的真实工作状态,故很难实现对轴承剩余寿命的精准预测。

基于威布尔分布的轴承比例故障模型^[10]对轴承振动数据分布以及其残差分布无固定要求,且通过威布尔分布对轴承故障数据进行拟合能够实现对轴承故障早期数据进行识别。此外,该模型能够实现对多个故障特征轴承的

基金项目:陕西铁路工程职业技术学校科研基金项目(KY2021-20)

第一作者简介:韩威(1991—),男,河南西平人,硕士研究生,研究方向为机械动力学。

剩余寿命计算,因此该模型被广泛应用于轴承寿命预测研究中。针对上述问题,提出了一种基于PCA和威布尔分布的轴承剩余寿命预测方法,以实现滚动轴承实时剩余寿命的精准预测。

1 故障特征提取

1.1 PCA降维方法

作为一种最常见的降维方法,主成分分析法(principal component analysis,PCA)^[11]将存在一定关系的数据向量通过正交变换降维处理后转化为线性独立的变量。它的原理是通过投影的方式将高维数据映射到低维空间来实现数据的降维,其目的是在确保信息丢失降至最低的条件用低维数据向量来表示高维数据变量。

假设一个样本数据有 n 个特征参数,所有的特征参数能够完全表示该样本的信息,但是这 n 个特征参数存在一定的信息重叠,经过PCA处理后的数据在保留原数据主要信息的同时删除了特征参数的信息重叠,因此本文采用PCA对轴承振动数据进行降维处理。PCA计算方法其实就是在 n 个特征向量中选取 k 个来定义一个新的空间,将原特征向量进行映射后实现特征集的降维,从 n 维降到 k 维。当计算得到的累计贡献率 $>95\%$ 时,则表明选取的 k 个特征能够表示原数据95%以上的信息,即特征值选取实现了特征集的降维。

1.2 轴承性能退化特征参数的PCA降维

为构建轴承的性能退化指标,本文采用IEEE PHM 2012数据挑战赛提供的轴承剩余寿命预测的数据集^[12]。该挑战赛将轴承进行分组后分别对每个轴承进行加载运行试验,试验停止后记录每个轴承的故障状态,试验结果为17个轴承中10个轴承出现故障特征。为了验证PCA是否实现对轴承性能退化特征的降维,将试验的17个轴承分组,其中6个轴承为训练对象,11个轴承为测试对象,计算训练轴承的各个特征参数,构建轴承性能退化特征参数集,并对构建得到的特征参数集进行PCA降维处理。

对6个训练轴承去噪后的信号进行分析,将选取信号的特征参数组成特征参数集,其中选取的特征参数分别是时域特征参数、频域特征参数以及时频特征参数,并且是方均根值、峭度系数、峰值、频谱均值、频谱方均根值和EEMD归一化。此处选取第一组轴承中的1号轴承为例进行分析,其特征参数变化如图1所示。

从图1中可以看出,轴承在开始工作后的前3h内,6个特征参数均未产生明显的波动,这说明在此时间内轴承在平稳运行。平稳运行期过后,各特征参数均开始产生较大幅度的震荡,说明轴承性能正在进行退化,且越来越剧烈。但是在轴承性能退化过程中,各参数并不能清晰地描绘出轴承具体退化特征,即不能区分轴承退化阶段,并且各个特征参数之间存在着信息混叠。因此,可将轴承的6个特征参数构建成性能退化特征参数集,然后对其进行PCA处理后得到轴承性能退化指标。需要特别注意的是,由于各个轴承安装工艺以及试验环境的不同,会导致不同轴承的相同性能特征参数存在差异。

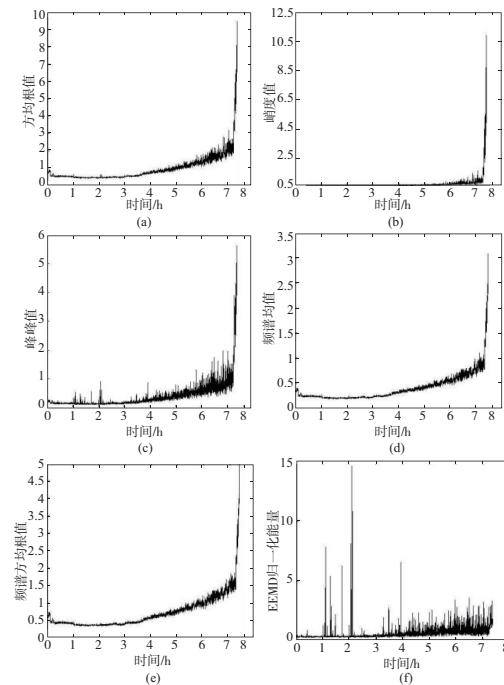


图1 1号轴承特征参数

因不同轴承在退化同一时间段内其方均根值不尽相同,故在对性能退化参数集进行PCA处理之前,须先对计算得到的特征参数进行标准化。首先计算所有采样时间的不同特征参数变量的平均值,然后用各个采样点的特征参数与计算得到的参数变量平均值相除,得到的结果就是该特征参数的标准化数列,计算公式如下:

$$R_i(t) = \frac{X_i(t)}{b_i} \quad i=1,2,\dots,6 \quad (1)$$

对训练样本轴承的各特征参数变量实现标准化后选取每个轴承的试验采样点。试验点的选取根据轴承退化阶段分别选取20个退化试验初始时的采样点、50个退化中期的采样点和130个退化后期采样点,共200个采样点。6个训练轴承每个轴承6个特征参数共构成 1200×6 的特征参数集。采用PCA方法对构建的轴承特征参数集进行降维处理,从PCA降维处理后的结果得到特征参数集的前两个主元,累计贡献率达到了原始数据的98.23%。计算结果表明:轴承原始特征参数集98.23%的信息可以通过前两个主元表示出,即此两个主元可以反映出轴承的整个性能退化过程。轴承性能退化特征集的前两个主元输出如图2所示。从图中可以看出此两个主元可以清晰地轴承退化阶段区分开,即可以反映出轴承的性能退化过程。

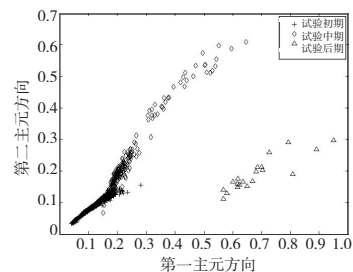


图2 轴承性能退化指标两主元

2 剩余寿命预测模型

2.1 轴承威布尔分布故障模型

轴承在使用寿命期间,其发生故障的概率与工作时间存在一定的概率分布关系。不同轴承的寿命以及全寿命期间出现故障的次数不同,但无论处在什么阶段轴承的剩余寿命与其故障发生概率的关系都是一致的。轴承故障率与工作时间之间的关系曲线称为“浴盆曲线”^[13]。

轴承在 t 时刻的故障率计算公式如下:

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t < T \leq t + \Delta t)}{P(T > t) \Delta t} = \frac{F'(t)}{1 - F(t)} = \frac{f(t)}{R(t)} \quad (2)$$

式中: $F(t)$ 为累计故障分布函数; $f(t)$ 为故障密度分布函数; $R(t)$ 为可靠度函数。

威布尔分布利用概率值可以很容易计算出它的分布参数,通过参数的调整,就可以实现产品全寿命周期的表示,即浴盆曲线的早期失效、随机失效和老化失效的3个阶段。因此它被广泛应用于各种寿命估算工程中。轴承在威布尔分布中 t 时刻的故障密度分布函数为

$$f(t) = \frac{m}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{m-1} e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^m} \quad (3)$$

$$P_{RL}(t|Z) = E(T-t|T \geq t) = \int_0^{\infty} \exp\left(-\int_t^{t+\tau} h(s|Z(s)) ds\right) d\tau = \int_0^{\infty} \exp\left\{-\int_t^{t+\tau} \left[\frac{\hat{m}}{\hat{\eta}} \left(\frac{s}{\hat{\eta}}\right)^{\hat{m}-1}\right] \exp(\hat{\gamma} \cdot Z(s)) ds\right\} d\tau \quad (10)$$

从比例故障模型的可靠度函数和剩余寿命函数公式来看,在计算之前需先确定尺度参数 η 、形状参数 m 和位置参数 γ 。极大似然估计法常用在模型参数估算,采用此方法对故障模型参数进行估计具体步骤为:

构造比例故障模型的似然函数

$$L(m, \eta, \gamma) = \left\{ \prod_{i=1}^q \frac{m}{\eta} \left(\frac{t_i}{\eta} \right)^{m-1} \cdot \exp\left[-\sum_{k=1}^p \gamma_k Z_k(t_i)\right] \right\} \cdot \left\{ \prod_{j=1}^{n-q} \exp\left[-\int_0^j \frac{m}{\eta} \left(\frac{s}{\eta} \right)^{m-1} \cdot \exp\left[-\sum_{k=1}^p \gamma_k Z_k(t_j) dt_j\right] \right\} \quad (11)$$

对似然函数取对数分别对 η 、 m 和 γ 求偏导,并令 $\frac{d \ln L}{d \eta} = \frac{d \ln L}{d m} = \frac{d \ln L}{d \gamma} = 0$, 此处采用牛顿迭代法对方程进行求解,求得参数似然估计值计算结果如表1所示。

表1 参数估计结果

参数	\hat{m}	$\hat{\eta}$	$\hat{\gamma}_1$	$\hat{\gamma}_2$
估计值	1.082 7	40.231 3	7.438 2	-1.951 7

2.2 轴承性能退化指标的灰色预测

在对轴承进行寿命预测之前,如何对轴承性能退化指标进行预测是研究的关键。此处选用灰色模型 GM(1,1) 来对性能退化指标进行预测。以第3个训练轴承为例,对其去噪处理后的振动信号进行特征集提取后做PCA降

则其故障分布函数为

$$F(t) = \int_0^t f(t) dt = 1 - e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^m} \quad (4)$$

可靠度函数为

$$R(t) = e^{-\left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^m} \quad (5)$$

代入到式中计算故障率函数为

$$\lambda(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{m}{\eta} \left(\frac{t-\gamma}{\eta} \right)^{m-1} \quad (6)$$

平均寿命函数为

$$E = \gamma + \eta \Gamma\left(\frac{1}{m} + 1\right) \quad (7)$$

式中: η 为尺度参数; m 为形状参数,表示函数走势; γ 为位置参数。 Γ 函数可以通过查表求得。因轴承在安装后就伴随着故障的发生,其位置参数 γ 为0,故轴承威布尔分布比例故障率模型为

$$\lambda(t, Z) = \lambda_0(t) \cdot \exp(\gamma \cdot z) = \frac{m}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{m-1} \cdot e^{\gamma_1 Z_1(t) + \gamma_2 Z_2(t) + \dots + \gamma_p Z_p(t)} \quad (8)$$

该模型的可靠度函数为

$$R(t, Z) = e^{-\lambda(t, Z)} = e^{-\int_0^t \frac{m}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{m-1} e^{\gamma \cdot z} dt} \quad (9)$$

剩余寿命函数为

维,得到该轴承性能退化指标变化如图3所示。

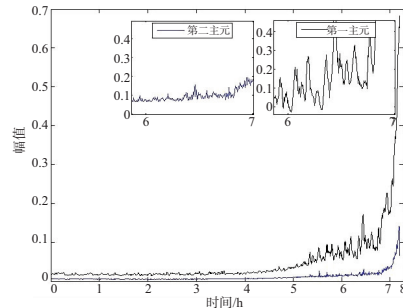


图3 轴承性能退化指标变化

从图3中可以看出,轴承开始运行的前4h性能退化指标变化较平稳,第5h后开始剧烈波动,即轴承开始退化加剧。选取轴承开始工作第5h后的连续9个采样节点作为灰色模型的原始序列,并通过建立好的灰色模型对第10个时间节点的性能特征集前两个主元进行预测,预测结果如图4所示。

分别采用参差大小检验法和后验差检验法对所建立的灰色模型精度进行检验,通过预测结果对该模型的平均相对误差 Δ 、均方差比 C 和小概率误差 p 进行计算,计算结果为 $\Delta = 0.94$, $C = 0.33$, $p = 0.91$ 。各指标均符合模型精度要求,故该灰色模型可以实现对轴承性能退化指标的精确预测。

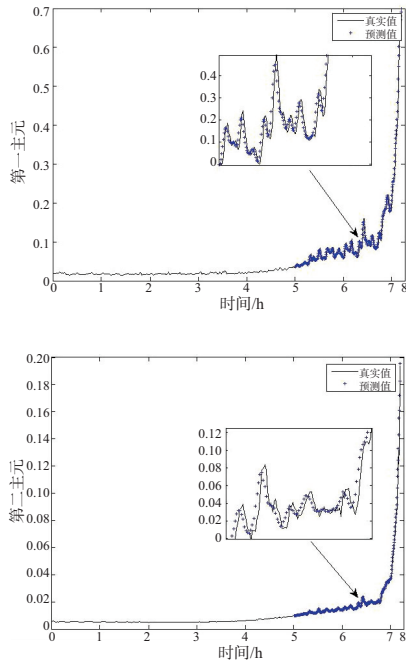


图 4 前两个主元预测结果

3 剩余寿命预测

提取第 3 个测试轴承开始工作 5 h 后连续 2 h 的轴承退化特征参数并构建灰色模型,通过建立好的灰色模型分别对轴承性能退化特征集的第一主元和第二主元进行灰色预测,并将预测结果代入威布尔比例故障函数中,对测试轴承进行剩余寿命计算,计算结果如图 5 所示。

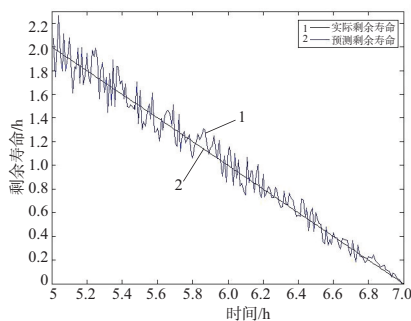


图 5 轴承剩余寿命计算

计算得到轴承剩余寿命各时间节点预测误差如表 2 所示。

表 2 剩余寿命预测误差

性能退化时间/h	5~5.8	5.8~6.4	6.4~7
绝对平均误差/%	14.32	12.55	8.75

从图 5、表 2 中可以看出,随着轴承工作时间的推进,

轴承剩余寿命预测结果越来越精准,分别对其他测试轴承进行剩余寿命计算,并与轴承真实寿命做对比,结果如表 3 所示。

表 3 测试轴承寿命误差

测试轴承	真实值/s	预测值/s	相对绝对误差/%
Bearing1_4	339	301	11.46
Bearing1_5	1 610	1 444	10.09
Bearing1_6	1 460	1 307	9.93
Bearing1_7	7 570	6 812	10.06
Bearing2_3	7 530	6 779	9.98
Bearing2_4	1 390	1 251	9.67
Bearing2_5	3 090	2 776	10.06
Bearing2_6	1 290	1 162	10.00
Bearing2_7	580	524	10.15
Bearing3_3	820	738	10.55

轴承工作初期剩余寿命预测误差值较大是因为轴承安装后运行初期其状态不稳定导致的故障偶发以及灰色模型的线性变化特点,随着工作时间的推进,该模型的预测精度越来越高。综上所述,采用基于 PCA 和威布尔分布的剩余寿命预测方法可以有效地对轴承剩余寿命进行预测。

4 结语

针对滚动轴承的剩余寿命随工作时间的推进越来越难预测的问题,通过对滚动轴承的故障特征参数集的分析,提出了一种基于 PCA 和威布尔分布的滚动轴承剩余寿命预测方法。首先对轴承的特征参数进行计算,构建故障特征参数集,经过 PCA 降维处理后得到故障特征集的前两个主元即可清晰反映出轴承的性能退化过程。然后构建轴承威布尔分布比例故障模型,对轴承性能退化指标进行灰色模型预测后将预测结果代入比例故障模型中,并通过对故障模型进行计算得到轴承的剩余寿命预测值。最后对比测试轴承的实际寿命和预测寿命。对比结果证明,本研究方法可以实现对轴承剩余寿命的精准预测。

该方法虽然在一定程度上可以实现对轴承剩余寿命的准确预测,具有一定的应用价值,但是研究方法仅仅局限于轴承振动信号特征的分析,未能结合轴承油液分析^[14-15]和温度监测^[16-17]等轴承故障监测方法,因此下一步研究方向可以将振动信息参数与油液分析以及温度监测等参数进行融合,并通过改进 PCA 降维方法对复杂的多参数轴承故障特征进行降维处理,以实现轴承剩余寿命的更加精准的预测。

(下转第 77 页)