

基于 LTSA 融合降维法的滚动轴承可靠性评估方法

刘璐¹, 邱明^{1,2}, 李军星¹, 许艳雷¹, 牛凯岑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: 为了保障滚动轴承在给定工况下安全平稳地运行,提出了一种基于局部切空间排列(LTSA)和威布尔比例故障率模型(WPHM)的滚动轴承可靠性评估方法。该方法提取滚动轴承整个寿命周期的时域、频域、时频域及统计等不同分析域上的特征指标,从中筛选出包含滚动轴承运行状态的特征指标,构建出高维多域特征集;利用局部切空间排列算法对高维多域特征集进行融合降维,得到可全面反映滚动轴承性能退化趋势的综合特征指标作为 WPHM 的响应协变量进行可靠性评估。通过滚动轴承的寿命试验,得到该试验轴承的寿命为 491 min。该方法能够得出轴承在 489 min 左右失效,寿命误差小于 1%,故验证了该方法可以对滚动轴承的运行可靠性进行有效地评估。

关 键 词: 滚动轴承; 特征提取; 局部切空间排列(LTSA); 威布尔比例故障率模型(WPHM); 可靠性

中图分类号: V229⁺.2; TH133.33 **文献标志码:** A

Rolling bearing reliability evaluation method based on LTSA fusion dimensionality reduction method

LIU Lu¹, QIU Ming^{1,2}, LI Junxing¹, XU Yanlei¹, NIU Kaicen¹

- (1. School of Mechatronics Engineering,
Henan University of Science and Technology, Luoyang Henan 471003, China;
2. Collaborative Innovation Center of Machinery Equipment Advanced Manufacturing
of Henan Province, Luoyang Henan 471003, China)

Abstract: In order to ensure the safe and stable operation of rolling bearings under a given working condition, a reliability evaluation method of rolling bearings based on local tangent space alignment (LTSA) and Weibull proportional failure rate model (WPHM) was proposed. This method was used to extract the characteristic indexes in different analysis domains such as the time domain, frequency domain, time-frequency domain and statistics of the entire life cycle of the rolling bearing, select the characteristic indexes effectively and sensitively reflecting the running state of the rolling bearing, so as to construct high-dimensional multi-dimensional domain feature set; The local tangent space arrangement algorithm was used to fuse the high-dimensional multi-domain feature set to reduce the dimensionality, and a comprehensive feature index that can comprehensively reflect the degradation trend of

收稿日期: 2020-05-02
基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB2000203)
作者简介: 刘璐(1995—),女,硕士生,主要从事轴承性能与可靠性分析。

引用格式: 刘璐,邱明,李军星,等. 基于 LTSA 融合降维法的滚动轴承可靠性评估方法[J]. 航空动力学报, 2021, 36(2): 413-420.
LIU Lu, QIU Ming, LI Junxing, et al. Rolling bearing reliability evaluation method based on LTSA fusion dimensionality reduction method[J]. Journal of Aerospace Power, 2021, 36(2): 413-420.

rolling bearing performance was obtained as the response covariate of WPHM for reliability evaluation. Through the rolling bearing life test, the life of the test bearing was 491 min. It can be concluded that the bearing failed around 489 min, and the life error was less than 1%. Therefore, this method can effectively evaluate the operational reliability of rolling bearing.

Key words: rolling bearing; feature extraction; local tangent space alignment (LTSA); Weibull proportional hazards model (WPHM); reliability

滚动轴承广泛应用于航空航天等领域,受载荷、转速、润滑等工况条件的影响,滚动轴承在运转一段时间之后可能会产生不同类型的失效。轴承失效将导致整个系统无法工作。2005 年,由于输出轴滚动轴承的故障致使某厂一台高线初轧机齿轮箱被迫停机长达 56 h,直接损失高达 1000 万元^[1-3]。据统计,大约 30% 的旋转机械故障是由滚动轴承故障引起的^[4]。轴承的疲劳寿命与其可靠度存在一定关系,在一般生产环境中,轴承的疲劳寿命若能够满足传动系统维护需求,其可靠度至少要达到 90%,即整个旋转机械设备运行状态的正常与否很大程度上取决于滚动轴承工作状态的正常与否^[5],故对滚动轴承的可靠性评估就显得尤为重要。

Tian 等^[6]建立了基于神经网络的轴承剩余寿命预测模型,并利用轴承的试验数据对模型进行训练,完成了对轴承剩余寿命的预测。Liao 等^[7]提出以有效值和峭度作为协变量,利用非线性拟合的方法完成可靠性评估与寿命预测。丁锋、何正嘉等^[8-9]采用比例故障率模型作为可靠性评估模型,利用有效值和峭度作为模型协变量,对铁路机车轴承的可靠性进行实时评估。并利用峭度和峰值指标作为模型协变量,对深沟球轴承的运行可靠度进行实时评估。雷金波^[10]提取了共 15 个时域和频域的特征指标,进行性能退化评估。王奉涛等^[11]提取振动信号的时域,频域及时域的特征指标构成高维特征集,然后提取其低维流行特征,进而建立了评估轴承当前运行状态的模型。文献^[12]提取小波包各频带能量谱及时域特征指标,并对其进行主成分分析降维以获取最具代表性特征。

滚动轴承的失效有时并不是以单一形式存在的,而是多种形式耦合在一起的,且当中有的失效形式不易被发现。然而单一特征或单一分析域上的特征仅包含某一种或几种失效形式的信息,不能全面有效反映多失效形式并存情况下的轴承的退化状态,因此本文采用威布尔比例故障率模型(WPHM),通过局部切空间排列算法将由不同分

析域的特征指标组成的高维多域特征集进行融合降维而得到的包含充足失效信息的综合特征指标作为模型响应协变量,以提高对滚动轴承运行可靠性的评估能力。该方法为机械设备的运行可靠性评估提供了参考依据。

1 基于威布尔比例故障率模型的可靠性建模

1.1 威布尔比例故障率模型

可修复的机械设备随着运行时间的增长,它的性能逐渐衰退的同时其失效程度也呈现出递增的趋势。像指数分布、威布尔分布、对数正态分布、伽玛分布等失效模型就能够用来描述上述状况。其中威布尔分布在可靠性研究领域中最具普遍性与典型性,由于其具有幂率特性,具有为不同失效模式提供便于处理的完整形式的能力,所以它已被广泛应用于机械零部件的失效建模和设备可靠性评估中^[13-15]。

威布尔分布的故障概率密度函数如下:

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta}\right] \quad (1)$$

失效分布函数如下:

$$F(t) = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta}\right] \quad (2)$$

可靠度函数如下:

$$R(t) = 1 - F(t) = \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta}\right] \quad (3)$$

故障率函数如下:

$$h(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \quad (4)$$

式中 β 为威布尔分布形状参数, η 为威布尔分布尺度参数, t 为时间。

威布尔比例故障率模型即利用基准分布为威布尔分布所构建的比例故障率模型

$$h(t; Z) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp(\alpha Z) \quad (5)$$

式中 Z 为特征指标值, α 为协变量回归参数。

累积比例故障率函数如下:

$$H(t; Z) = \int_0^t h(t, Z) dt \quad (6)$$

故障率函数 $h(t)$ 和可靠度函数 $R(t)$ 之间的关系如下:

$$h(t) = \frac{f(t)}{R(t)} = -\frac{d}{dt} \ln R(t) \quad (7)$$

由式(7)得到可靠度函数如下:

$$R(t) = \exp\left(-\int_0^t h(t) dt\right) \quad (8)$$

结合式(5)、式(6)、式(8),则相对应的基于状态的退化特征到 t 时刻的威布尔比例可靠度函数表示如下:

$$\begin{aligned} R(t, Z) &= \exp(-H(t, Z)) = \\ &\exp\left[-\int_0^t \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp(\alpha Z) dt\right] = \\ &\exp\left[-\left(\frac{t}{\eta}\right)^{\beta} \exp(\alpha Z)\right] \end{aligned} \quad (9)$$

1.2 威布尔比例故障率模型模型参数估计

利用实时记录的振动数据和时间数据来估计威布尔比例故障率模型 3 个待定参数(形状参数 β 、尺度参数 η 和协变量回归参数 α)是评估设备运行可靠性的关键。为了对 WPHM 中的待定参数进行估计,需采集设备部件(如轴承、齿轮等)全寿命周期的振动信号以及收集能够反映部件运行特性的数据,例如失效数据、寿命时间和截尾数据^[16]。设收集的数据为 $(t_1, t_2, \dots, t_i)$,待评估的参数为 $\theta = (\beta, \eta, \alpha)$,然后将 $h(t_i, \theta)$ 和 $R(t_j, \theta)$ 代入似然函数中,即构造出极大似然函数为

$$L(\theta) = \prod_{i \in F} h(t_i, \theta) \prod_{j \in C} R(t_j, \theta) \quad (10)$$

式中 $h(t_i, \theta)$ 为障率函数; $R(t_j, \theta)$ 为可靠度函数; F, C 为失效特征集和整个数据特征集; $C - F$ 为截尾数据特征集。

将式(5)、式(9)代入式(10),得到极大似然函数为

$$\begin{aligned} L(\theta) &= \prod_{i \in F} \left[\frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t_i}{\eta}\right)^{\beta-1} \exp(\alpha Z(t_i)) \right] \times \\ &\prod_{j \in C} \left\{ \exp\left[-\left(\frac{t_j}{\eta}\right)^{\beta} \exp(\alpha Z(t_j))\right] \right\} \end{aligned} \quad (11)$$

对式(11)等号两边同时取对数,得到

$$\begin{aligned} \ln[L(\theta)] &= n_i \ln\left(\frac{\beta}{\eta}\right) + \\ &\sum_{i=1}^{n_i} \left[\ln\left(\frac{t_i}{\eta}\right)^{\beta-1} + \alpha Z(t_i) \right] - \\ &\sum_{j=1}^n \left(\frac{t_j}{\eta} \right)^{\beta} \exp(\alpha Z(t_j)) \end{aligned} \quad (12)$$

式中 n 为数据总数, n_i 为 n 中的失效数据个数, $Z(t_i)$ 为 t_i 时刻的特征数据值, $Z(t_j)$ 为 t_j 时刻的特征数据值。

根据极大似然估计原理,将 $\ln[L(\theta)]$ 分别对 3 个参数求偏导并令各等式为 0,得到一个非线性方程组。求解该方程组,将得到的参数代入威布尔比例可靠度函数中即可求得在任意时刻下设备的运行可靠性。

2 应用实例

进行滚动轴承可靠性评估的第一步同样也是关键的一步即从振动数据中提取轴承的运行状态特征的信息。由于滚动轴承故障信号具有非线性、非平稳的特点,而以往的相关研究中都是直接提取振动信号的时域特征和频域特征指标来对轴承进行可靠性评估,时、频域特征提取通常是将振动信号当成平稳的线性信号来处理的,这样就会导致评估能力不足。因此,在考虑时域频域特征的同时,还要考虑时频域特征和统计特征,形成一个多域特征集。

2.1 轴承振动信号采集

本研究中滚动轴承整个寿命周期试验数据由西安交通大学-昇阳科技联合实验室(XJTU-SY)提供^[17-18]。轴承全寿命周期振动信号采集试验台如图 1 所示。

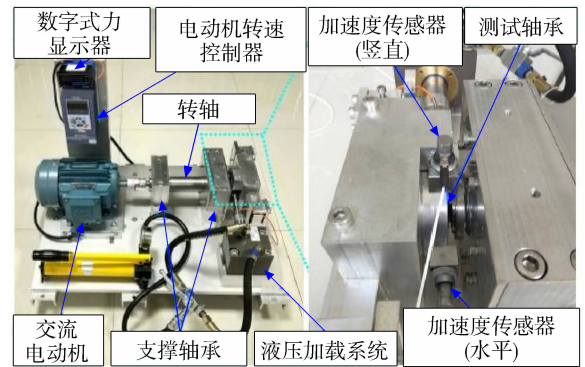


图 1 轴承振动信号采集试验台

Fig. 1 Bearing vibration signal acquisition test bench

如图 1 所示,轴承试验台由交流(AC)感应电动机、电动机速度控制器、支撑轴、两个支撑轴承和液压加载系统等部件组成。测试轴承参数详见表 1。为了观察轴承的从正常工作状态发展到严重故障状态的完全退化过程,进行轴承加速退化试验,11 kN 的径向力由液压加载系统产生并施加到被测轴承的壳体上,再由交流感应电动机的

速度控制器设定和保持 2 250 r/min 的转速。轴承的水平方向和竖直方向各装一个型号为 PCB 352C33 的加速度传感器用来采集轴承的振动信号,振动信号的采样频率设置为 25.6 kHz,每次采样记录总共 32 768 个数据点(即 1.28 s),采样周期为 1 min,即仅采集每个 1 min 之内的前 1.28 s 的数据。轴承持续运行,直到水平或垂直方向振动信号的最大振幅超过 10 倍的正常运行阶段水平或垂直方向振动信号最大振幅,数据采集工作停止。

表 1 滚动轴承参数
Table 1 Rolling bearing parameters

试验参数	数值及详情
轴承型号	LDK UER204
内圈直径 d_i /mm	29.30
外圈直径 d_o /mm	39.80
滚动体直径 d_r /mm	7.92
滚动体个数 n	8
接触角/(°)	0

2.2 振动信号特征提取

振动信号以时域为自变量所表现出来的特征称为时域特征,信号的时域特征常用来体现信号的波动幅度及振动能量分布等,由于时域特征能很好地反映出滚动轴承的运行状态,故常将其用于滚动轴承振动信号分析。时域特征指标主要分为有量纲和无量纲指标两大类^[16]。

振动信号频域特征可以反映频域振动能量大小、频谱分散或者集中程度以及主频带位置变化。

由于基于 Weibull 分布的统计学模型参数作为特征指标可以避免故障类型出现误诊断的现象,故需提取 Weibull 分布特征统计量。考虑到滚动轴承出现早期故障时,故障信息易淹没于噪声信号中,Hilbert 变换对滚动轴承早期故障信息提取有良好的效果,故在提取轴承 Weibull 分布特征统计量之前对原始振动信号做 Hilbert 变换。无论轴承处于正常状态还是故障状态,其振动信号的包络值都可以用 Weibull 分布模型进行拟合。为了能更好地刻画滚动轴承的运行状态和退化趋势,分别提取 Weibull 分布的形状参数和尺度参数作为滚动轴承的状态特征信息。式(1)对应的极大似然函数如下式所示:

$$\ln L(x;\beta,\eta) = N\ln \frac{\beta}{\eta} + (\beta-1) \sum_{i=1}^N \ln \frac{x_i}{\eta} - \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i}{\eta}\right)^\beta \quad (13)$$

式中 β 为形状参数, η 为尺度参数, N 为数据长度。

将经过 Hilbert 变换后得到的数据作为 x_i 代入式(13),通过 $\ln L$ 对两个参数求偏导,并令偏导数等于 0。依据牛顿迭代法求解 β 和 η 。

小波包变换是一种分析具有非平稳性信号的方法,信息熵既表征信源总体信息测度,又可度量信源输出信息的不确定性。信源所包含的信息量随信息熵的增大而增大,反之相反。将振动信号进行小波包分解并和香农信息熵相结合,用得到的小波包能谱熵和小波包奇异值熵来反映振动信号在各个频带中的能量分布及系统复杂度。将信源 $X=\{x_1,x_2,\cdots,x_N\}$ 的香农信息熵定义为

$$H(X) = - \sum_{i=1}^N p_i \ln p_i \quad (14)$$

其中 $\ln 0=0$ 。

在提取小波包熵特征时,经对比后决定采用 db3 小波包进行 3 层分解。

小波包能谱熵的计算式为

$$H_{\text{en}} = - \sum_{i=0}^l q_i \ln q_i \quad (15)$$

式中 $l=2i-1, q_i=E_i/E_{\text{total}}$ 。

将小波包系数矩阵 $\mathbf{W}$ 进行奇异值分解,设 δ_j ($1\leq j\leq 2^3$) 为奇异值, $\{\delta_j\}$ 为小波包系数奇异谱。小波包奇异值熵的计算式为

$$H_{\text{svd}} = - \sum_{j=1}^8 q_j \ln q_j, \quad q_j = \frac{\delta_j}{\sum_{i=1}^8 \delta_i} \quad (16)$$

为了在保证特征能够灵敏地反映出轴承的退化趋势的同时避免发生维数灾难,应尽量减少特征的维度。因此,先绘制出随着时间的变化每个特征在全寿命周期下的特征图,然后经过对比分析,剔除掉不能反映退化过程的特征,最终筛选出如图 2 所示能有效且敏感地反映出轴承性能退化过程的特征。

2.3 响应协变量的选择

时域、频域、小波包熵等包含的特征指标量特别多,由单个特征指标、单域指标或者几个特征指标的组合构成可靠性评估模型中的响应协变量无法全面反映滚动轴承的运行状态及退化趋势,存在评估能力不足的问题且特征维数大会使模型参

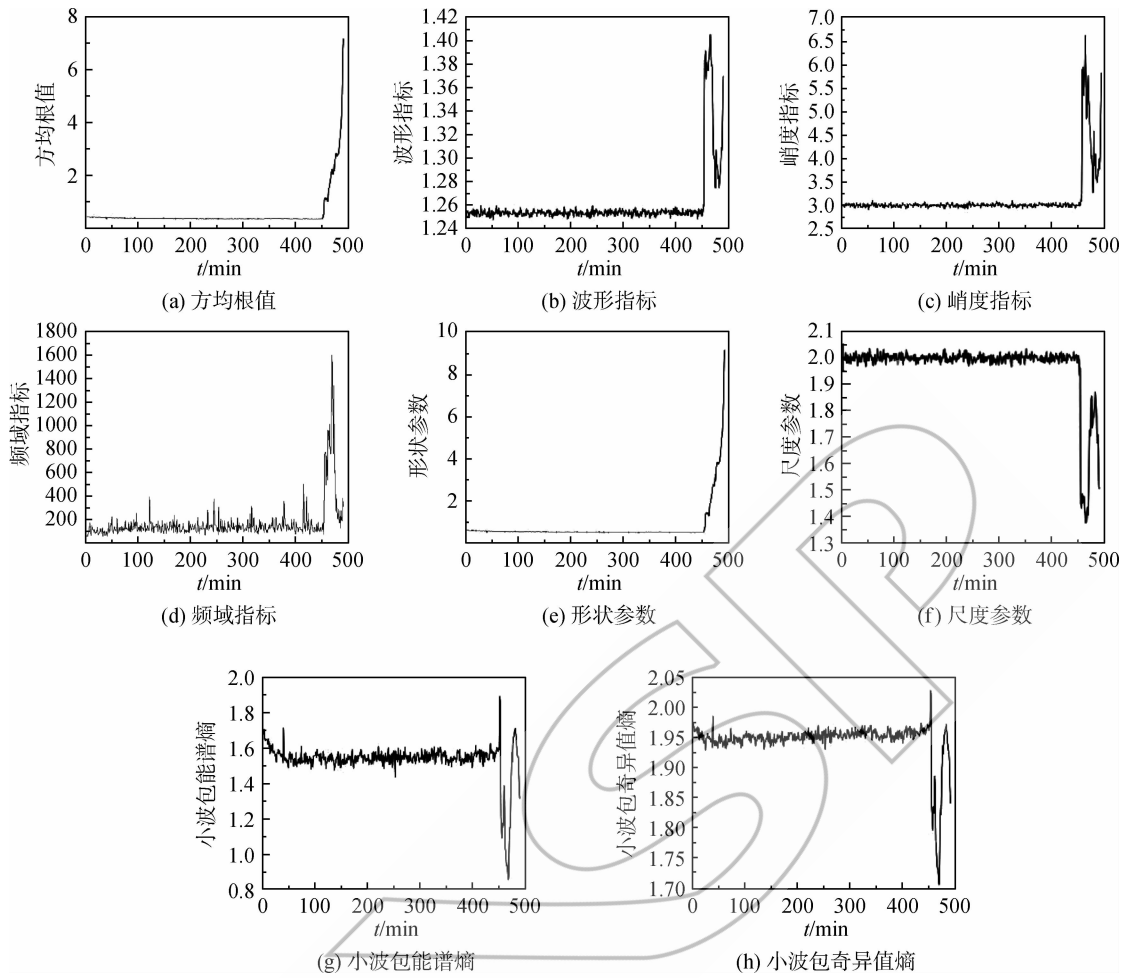


图 2 轴承多域振动特征提取

Fig. 2 Bearing multi-domain vibration feature extraction

数评估过程变得复杂。因而提取能有效并全面反映滚动轴承运行状态的特征指标是滚动轴承运行状态可靠性评估的首要条件。LTSA 是基于切空间的非线性流形学习算法,它是将各样本点邻域切空间的局部坐标映射到统一的全局坐标上,构造流形的全局坐标,用来实现数据维数约简,得到的降维之后的特征包含降维前原各个特征指标所包含的全部特征信息,因此使用 LTSA 融合降维方法所得到的综合特征指标可更好地反映滚动轴承的运行状态。

由于局部切空间排列算法能够克服线性降维算法不能处理非线性问题的缺陷且比其他非线性算法的处理速度更高,经过局部切空间排列算法降维融合后的故障特征指标能很好地表征滚动轴承的退化趋势且得到的特征指标对早期故障敏感度更高,因而采用基于局部切空间排列算法降维融合后的故障特征指标作为 WPHM 的响应协变量以评估设备运行的可靠度。

局部切空间排列算法实现步骤如下:

1) 局部邻域构造。对高维样本点集 $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, $x_i \in \mathbf{R}^m$ 中的每个样本点 x_i , 确定包含其自身在内的 k 个近邻点组成的邻域 $\mathbf{X}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}]$ 。

2) 局部线性拟合。计算样本点 x_i 处 d 维切空间的正交基 $\mathbf{Q}_i$ 和邻域中每个点 x_{ij} ($j = 1, 2, \dots, k$) 在切空间上的正交投影 $\theta_{ij} = \mathbf{Q}_i^T (x_{ij} - \bar{x}_i)$, 其中, $\bar{x}_i = \frac{1}{k} \mathbf{X}_i \mathbf{e}_k$ 即为 k 个邻域数据的均值, $\mathbf{e}_k$ 为 k 维单位向量。 $\mathbf{Q}_i$ 通常取 x_i 前 d 个最大的左奇异矢量。 $\mathbf{X}_i$ 的局部坐标矩阵为 $\boldsymbol{\theta}_i = [\theta_{i1}, \theta_{i2}, \dots, \theta_{ik}]$ 。

3) 局部坐标全局排列。根据每个样本点的局部坐标 $\boldsymbol{\theta}_i$, 经计算得到全局坐标 $\mathbf{T} = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N]$, 对于所有的 $\mathbf{L}_i \in \mathbf{R}^{d \times d}$ 和 $\mathbf{T} = [\tau_1, \tau_2, \dots, \tau_N]$, $\tau_i = [\tau_{i1}, \tau_{i2}, \dots, \tau_{ik}]$ 。通过最小化重构误差 E_i 可得映射变换 $\mathbf{L}_i$, 进而得到全局坐标 $\mathbf{T}_i$ 。为了使变换误差最小, 令 $\mathbf{L}_i = \left[\mathbf{T}_i \left(\mathbf{I} - \frac{1}{k} \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \right) \right] \boldsymbol{\theta}_i^T$, 同时引

入约束 $\mathbf{T}\mathbf{T}^T = \mathbf{I}_d \in \mathbf{R}^{d \times d}$, 故对于所有的样本点, 全局误差可表示为

$$E(\mathbf{T}) = \|\mathbf{T}\mathbf{U}\mathbf{W}\|_F^2 = \sum_{i=1}^N \left\| \mathbf{T}_i \left(\mathbf{I} - \frac{1}{k} \mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T \right) \left(\mathbf{I} - \boldsymbol{\theta}_i^T \boldsymbol{\theta}_i \right) \right\|_F^2 \quad (17)$$

式中 $\mathbf{U} = [\mathbf{U}_1, \mathbf{U}_2, \dots, \mathbf{U}_N]$, $\|\cdot\|_F^2$ 表示 Frobenius 范数的平方, $\mathbf{W} = \text{diag}(\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2, \dots, \mathbf{W}_N)$ 。

4) 低维流形提取。令 $\mathbf{B} = \mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{W}^T\mathbf{U}^T$, 为了得到低维全局坐标, 可通过计算 $\mathbf{B}$ 的最小 d 个特征值对应的特征向量。因为零特征值对应 1 向量, 所以 $\mathbf{B}$ 的第 2 至 $d+1$ 个最小特征值对应的特征向量即组成低维全局坐标。

图 3 为经 LTSA 降维处理之后得到的综合特征指标, 可以看出经过融合降维后得到的特征指标能够较好地表征轴承的退化过程, 在 455 min 左右出现了一个明显的突变, 表示在该时刻附近轴承出现了早期故障。

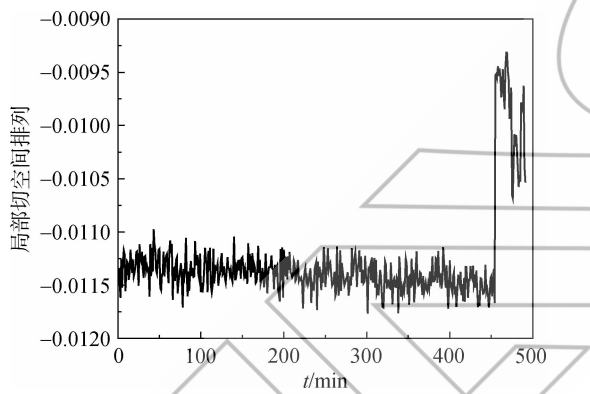


图 3 LTSA 降维融合后综合特征指标
Fig. 3 Comprehensive feature index after LTSA dimensionality reduction and fusion

2.4 基于 LTSA 融合降维法的滚动轴承可靠性评估

用能够反映设备退化过程的经 LTSA 融合降维后的振动特征作为 WPHM 的响应协变量, 利用极大似然估计原理对 WPHM 的待定参数进行估计, 根据得到的参数即可得到轴承的比例故障率函数, 从而可对轴承进行可靠性评估。基于 WPHM 的可靠性评估的具体流程如图 4 所示。

采用极大似然估计法对模型进行参数估计, 并通过 Matlab 优化工具箱中的 fmincon 对函数进行优化, 即可获得估计参数, 结果如表 2 所示。

可靠度表达式如下:

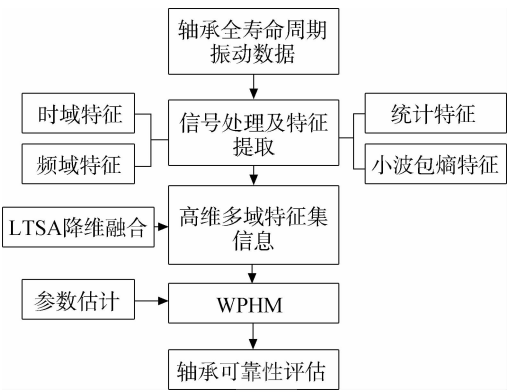


图 4 基于 WPHM 的可靠性评估流程图
Fig. 4 WPHM-based reliability assessment flow chart

表 2 模型参数
Table 2 Model parameters

参数	数值
β	0.079 3
η	75.485 8
α	-0.447 7

$$R(t, Z) = \exp \left[- \left(\frac{t}{75.4858} \right)^{0.0793} \exp(-0.4477 \times Z) \right] \quad (18)$$

将 430~490 min 之间的时间数据和特征值数据代入上式, 即可得到对应时间内轴承的可靠度曲线, 如图 5 所示。

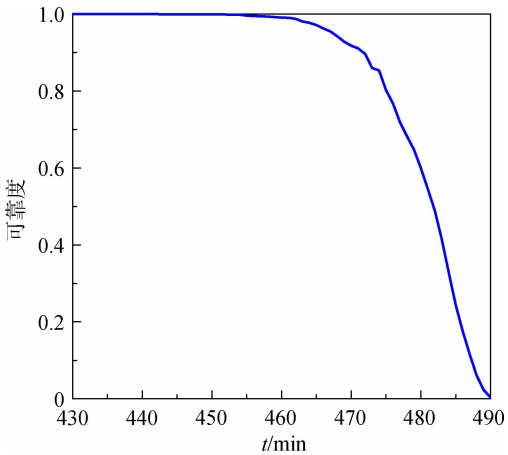


图 5 轴承可靠度评估曲线
Fig. 5 Bearing reliability evaluation curve

由图 3 可以看出, 轴承在 455 min 左右出现一个明显突变, 在 455 min 以前轴承的可靠度为 1, 与图 5 中 430~455 min 可靠度值为 1 相符。455 min 之后轴承出现故障, 此后的轴承可靠度开

始减小,故 455~488 min 之间轴承的可靠度均小于 1。

从滚动轴承可靠性评估曲线图也可以看出,轴承的全寿命周期大致分为 3 个阶段:正常状态,可视为轴承刚投入运行时的磨合状态,也可以是稳定运行中的磨损期的初期;性能退化状态,可视为当轴承运行到一定程度时,在载荷的作用下逐渐进入磨损期的后期和加速磨损期;准失效状态,可视为加速磨损的后期,即严重磨损恶性退化阶段,此时应停止工作并进行检查和维修,做出准确判断然后采取相应的处理措施,避免造成更大的损失。

3 结 论

1) 基于 LTSA 算法对高维多域特征集进行融合降维,通过融合降维后得到的综合特征指标的表征效果,证明该综合特征指标可以充分反映轴承的退化趋势。

2) 利用经融合降维处理后得到的综合特征指标作为 WPHM 的响应协变量,可有效用于处于多种失效形式耦合情况下的轴承运行可靠性的评估,避免了由于失效形式考虑不充分所导致的评估能力不足问题的发生。

参考文献:

- [1] 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 Zhouluo, et al. Operating reliability assessment for aero-engine based on condition monitoring information[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(6): 30-37. (in Chinese)
- [2] 高立新,张建宇,崔玲丽,等.基于小波分析的低速重载设备故障诊断[J].机械工程学报,2005,41(12):222-227.
GAO Lixin, ZHANG Jianyu, CUI Lingli, et al. Research on fault diagnosis technology of low speed and heavy duty equipments based on wavelet analysis[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(12): 222-227. (in Chinese)
- [3] 方明杰,周光辉,程元森,等.基于运行状态信息的数控珩磨机液压系统可靠性预测方法[J].应用科技,2013,39(6):30-33.
FANG Mingjie, ZHOU Guanghui, CHENG Yuansen, et al. Reliability prediction for hydraulic system of CNC honing machine based on the operational status information [J]. Applied Science and Technology, 2013, 39(6): 30-33. (in Chinese)
- [4] 钟秉林,黄仁.机械故障诊断学[M].3版.北京:机械工业出版社,2007.
- [5] 何正嘉.机械故障诊断理论及应用[M].北京:高等教育出版社,2010.
- [6] TIAN Z, WONG L, SAFAEI N. A neural network approach for remaining useful life prediction utilizing both failure and suspension histories[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(5): 1542-1555.
- [7] LIAO H T, ZHAO W B, GUO H R. Predicting remaining useful life of an individual unit using proportional hazards model and logistic regression model[C]// Proceedings of Reliability and Maintainability Symposium. Newport Beach, USA: IEEE, 2006: 127-132.
- [8] 丁锋,何正嘉,陈雪峰.考虑损伤程度的设备运行可靠性研究[J].西安交通大学学报,2010,44(1):36-40.
DING Feng, HE Zhengjia, CHEN Xuefeng. Operational reliability evaluation of machinery considering component damaged severity[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2010, 44(1): 36-40. (in Chinese)
- [9] 何正嘉,曹宏瑞,裴艳阳,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. (in Chinese)
- [10] 雷金波.基于逻辑回归和支持向量机的设备状态退化评估与趋势预测研究[D].上海:上海交通大学,2008.
LEI Jinbo. Research on equipment condition degradation assessment and trend prediction based on logistic regression and support vector machine[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2008. (in Chinese)
- [11] 王奉涛,陈旭涛,闫达文,等.流形模糊C均值方法及其在滚动轴承性能退化评估中的应用[J].机械工程学报,2016,52(15):59-64.
WANG Fengtao, CHEN Xutao, YAN Dawen, et al. Fuzzy C-means using manifold learning and its application to rolling bearing performance degradation assessment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(15): 59-64. (in Chinese)
- [12] XI Jianhui, HAN Yanzhe, SU Ronghui. New fault diagnosis method for rolling bearing based on PCA[C]// Proceedings of the 25th Chinese Control and Decision Conference. Guiyang: Chinese Aeronautical Society, 2013: 4123-4127.
- [13] 段慧云,王细洋.基于振动信号的齿轮可靠性评估[J].失效分析与预防,2015,10(2):78-82,86.
DUAN Huiyun, WANG Xiyang. Reliability evaluation based on gear vibration signal[J]. Failure Analysis and Prevention, 2015, 10(2): 78-82, 86. (in Chinese)
- [14] 陈昌,汤宝平,吕中亮.基于威布尔分布及最小二乘支持向量机的滚动轴承退化趋势预测[J].振动与冲击,2014,33(20):52-56.
CHEN Chang, TANG Baoping, LÜ Zhongliang. Degradation trend prediction of rolling bearings based on Weibull distribution and least squares support vector machine[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(20): 52-56. (in Chinese)
- [15] 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. (in Chinese)

[16] 陈昌. 基于状态振动特征的空间滚动轴承可靠性评估方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.

CHEN Chang. Reliability assessment method for space rolling bearing based on condition vibration feature[D]. Chongqing: Chongqing University, 2014. (in Chinese)

[17] 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)

[18] WANG B, LEI Y, LI N, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2018, 99: 1-12.

(编辑: 张 雪)