

DOI:10.19344/j. cnki. issn1671-5276.2024.05.039

基于累积 KL 散度和改进粒子滤波的滚动轴承剩余使用寿命预测

徐中¹, 王继承², 刘东林¹, 曾春¹, 麻浩军¹

(1. 中核核电运行管理有限公司, 浙江 海盐 314396; 2. 西安交通大学 机械工程学院, 陕西 西安 710049)

摘 要:针对大量传统退化指标未考虑轴承在服役过程中的累积退化特性以及常规粒子滤波算法存在粒子退化和粒子多样性不足导致剩余使用寿命预测困难的问题,提出一种基于累积 KL 散度退化指标结合改进粒子滤波的轴承剩余使用寿命预测方法。利用累积缩放变换将从轴承振动信号中提取的原始 KL 散度转换为映射特征以优化其单调性与趋势性,构建累积 KL 散度退化指标;根据退化指标建立双指数退化模型,并利用灰狼算法优化粒子滤波的采样过程,引入残差重采样方法解决粒子退化问题,实现改进粒子滤波递推预测轴承剩余寿命。分别在 6312/C3 轴承全寿命实验数据与 XJTU-SY 公开轴承数据集上进行验证,利用对比实验证明了所提出的累积 KL 散度退化指标结合改进粒子滤波预测方法相比常规粒子滤波预测方法具有更高的预测精度。

关键词:滚动轴承;剩余使用寿命;累积 KL 散度;粒子滤波

中图分类号:TH133.33 **文献标志码:**B **文章编号:**1671-5276(2024)05-0183-08

Remaining Useful Life Prediction of Rolling Bearings Based on Cumulative KL Divergence and Improved Particle Filter

XU Zhong¹, WANG Jicheng², LIU Donglin¹, ZENG Chun¹, MA Haojun¹

(1. China Nuclear Power Operation Management Co., Ltd., Haiyan 314396, China;

2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: In view of the difficulty in predicting remaining useful life of bearing due to the neglect of cumulative degradation attribute of in-operation bearings in traditional degradation indexes and the particle degradation of conventional particle filter algorithm and insufficient particle diversity, a remaining useful life prediction method of rolling bearings was proposed based on feature cumulative KL divergence combined with improved particle filter. The cumulative KL divergence degradation index was constructed by converting the original KL divergence extracted from the bearing vibration signal into a mapping feature to optimize its monotonicity and tendency. A double exponential degradation model was established according to the degradation index, the sampling process of particle filter was optimized by using the gray wolf algorithm, and the residual resampling method is introduced to solve the particle degradation problem, so as to predict the remaining useful life with improved particle filter. Based on the 6312/C3 bearing run-to-failure experimental data and the XJTU-SY public bearing data set, the comparative experiment proves that the proposed cumulative KL divergence degradation index combined with the improved particle filter prediction method has higher prediction accuracy than the conventional one.

Keywords: rolling bearing; remaining useful life; cumulative KL divergence; particle filter

0 引言

滚动轴承是核电厂旋转机械设备中的重要支承部件,一旦轴承突发故障,造成主设备非计划停机,将会给核电厂造成巨大经济损失^[1]。因此,有必要对轴承的运行状态进行评估,预测其剩余使用寿命(remaining useful life, RUL),以保证旋转设备在预期时间内安全可靠运行;而研究轴承预期剩余使用寿命,能够为核电厂旋转设备中滚动轴承的预测性维护提供理论支撑,辅助优化核电机组预维护周期,为核电厂轴承库存压降提供数

据支撑,还可提高设备可用率,实现效益最大化。

退化指标构建是滚动轴承 RUL 预测的关键,恰当的退化指标能准确表征轴承性能退化。为深度挖掘轴承振动信号中包含和隐藏的丰富退化信息,目前主要采用一些非线性动力学的方法提取隐藏在振动信号中的故障特征信息^[2]。RAI 等^[3]基于高斯混合模型,以 Jensen-Renyi 散度为退化指标,实现了滚动轴承性能退化跟踪。SHANKAR 等^[4]基于 KL 散度,提出了一种轴承健康退化指标,并结合高斯过程回归用于评估轴承健康状态与退化趋势,取得了较好的预测效果。但上述退

第一作者简介:徐中(1987—),男,江苏兴化人,高级工程师,本科,研究方向为可靠性数据分析,xuz@cnnp.com.cn。

化指标用于表征核电厂旋转设备内滚动轴承的性能退化过程并不全面,特别是核电中大型滚动轴承在其服役前、中期阶段,现有的退化指标趋势性严重不足,甚至在轴承即将失效时才开始凸显退化趋势。核电轴承一般要求长期无故障连续运转,轴承退化指标趋势性缺乏不利于掌握主设备的健康状态。此外,由于滚动轴承在服役过程中易出现愈合效应,使得该阶段轴承性能退化速度极不稳定,现有退化指标在此阶段会出现波动性大等不利于后续剩余寿命预测的状况。针对提取的退化指标单调性不明显、波动性较强以及指标存在反向同步性等特点,DAO与LI等^[5-6]通过协整融合,降低了滚动轴承在服役中后期由于愈合效应带来的长期波动性。RAI等^[7]为了克服各传统指标的高度非单调行为,提出一种基于马氏距离准则及累积和图的健康指标。考虑到轴承一旦投入使用便经历磨损、冲击,损伤累积直到完全失效;而上述协整融合方法与累积和图处理方法依然仅在轴承发生严重性能退化时才体现退化趋势,而对于轴承的性能退化表征不全面。

在构建退化指标的基础上,需构建预测模型对轴承剩余寿命进行预测。

鉴于基于物理模型和机器学习的方法在部分对象应用场景下的局限性,组合模型的形式可使各类算法扬长避短。专家学者们提出使用贝叶斯滤波算法来解决^[8],其中粒子滤波(particle Filter, PF)是应用最为广泛的方法之一。王正^[9]提出了一种基于降噪自编码器与混合趋势粒子滤波的电池剩余寿命预测方法对电池状态进行估计。GUO等^[10]使用循环神经网络融合敏感特征,结合粒子滤波算法对轴承剩余寿命进行预测,实现了更高的预测精度。PF算法既考虑设备的衰退机制等经验知识又融合了实时动态观测信息,将模型与数据进行联动交互,有效克服了物理模型方法和数据驱动方法的局限性^[11]。但常规PF算法的准确度和不确定性表达取决于粒子的多样性与有效性,大多数粒子在经过多次迭代后权重趋近于0,导致粒子多样性降低。当前虽然出现大量优化粒子滤波算法^[12-13];但在处理长期非线性预测问题上仍有不足,核电厂旋转设备中的滚动轴承普遍为中大型轴承,一般寿命较长,粒子滤波算法的上述缺陷在中大型轴承的寿命预测问题上会导致更加严重的预测误差。

针对以上两个环节存在的问题,本文提出一种基于累积KL散度退化指标和灰狼优化残差重

采样粒子滤波(grey wolf optimizer - residual resampling particle filter, GWO-RRPF)轴承剩余使用寿命预测方法。此方法针对核电厂旋转设备中滚动轴承现有退化指标单调性与趋势性不足等缺陷,使用一种累积缩放变换将提取的原始KL散度转换为高度单调递增变化的累积退化指标,能够更准确、全面地表征轴承的退化趋势,尤其能避免受到轴承发生愈合效应阶段振动信号长期不稳定的影响。然后利用灰狼优化算法优化粒子滤波的采样过程,引入残差重采样方法解决粒子退化问题,实现改进粒子滤波长期递推预测轴承剩余使用寿命。

在6312/C3轴承全寿命实验数据和XJTU-SY公开轴承数据集上的实验结果表明:本文所提出的预测方法相比常规粒子滤波预测方法平均相对误差、方均根误差都有显著降低,进一步证明了其可行性与优越性。相关研究成果能够为核电厂旋转设备中的滚动轴承提供维修策略和备件储存策略的优化。

1 理论基础

1.1 KL散度

KL散度(kullback-leibler divergence)又称相对熵。KL散度衡量的是两个概率分布之间的差异,两个概率分布之间的差别越小,KL散度越小^[14],其定义如下:

$$D_{KL}[Q(r) \| P(r)] = \sum_{i=1}^{\delta} Q(r_i) \log[Q(r_i)/P(r_i)] \quad (1)$$

式中: $Q(r)$ 为目标分布; $P(r)$ 为匹配的分布; r_i 为离散随机变量; δ 为数据量。

KL散度有两个重要性质:

1) $D_{KL}[Q(r) \| P(r)] \geq 0$, 当且仅当 $Q(r) = P(r)$ 时 $D_{KL}[Q(r) \| P(r)] = 0$;

2) 非对称性: $D_{KL}[(Q(r) \| P(r))] \neq D_{KL}[P(r) \| Q(r)]$ 。

1.2 粒子滤波算法

考虑如下非线性动态系统的状态转移方程和量测方程:

$$\begin{cases} x_k = f(x_{k-1}, \alpha_k, \omega_k) \\ z_k = h(x_k, \eta_k) \end{cases} \quad (2)$$

式中: x_k 和 z_k 分别为系统在 k 时刻的状态量和量测值; ω_k 和 η_k 分别为 k 时刻的状态噪声和量测噪声。

粒子滤波本质上是通过序贯蒙特卡罗方法实现递推贝叶斯滤波,用状态空间系统的一系列已知量测值 $z_{1:k} = \{z_1, z_2, \dots, z_k\}$ 递推估计该动态系统的当前状态 x_k 。常规粒子滤波算法流程如图1所示。

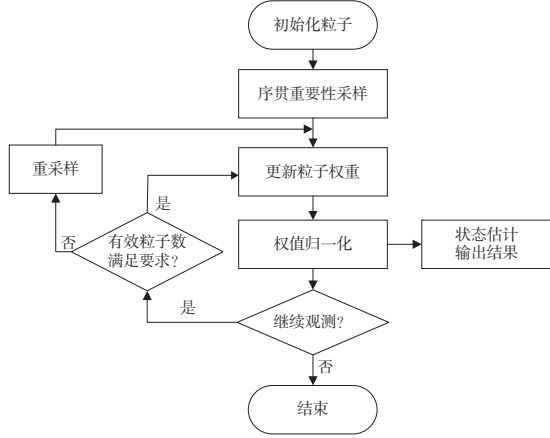


图1 粒子滤波算法流程图

1.3 灰狼优化算法

灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO) 通过模拟灰狼群捕猎的行为来实现优化搜索。灰狼群分为头狼 α 、副头狼 β 、普通狼 γ 与底层狼 ω 共4个等级。领导层狼根据猎物的位置,指导狼群更新位置,实现狼群对猎物的围捕^[15]。算法流程如图2所示。

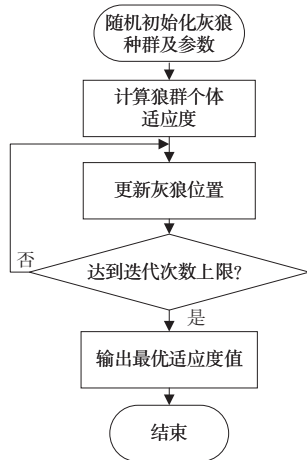


图2 灰狼优化算法流程图

包围猎物这一过程数学描述表示为:

$$D = |C \cdot X_p(\tau) - X(\tau)| \quad (3)$$

$$X(\tau+1) = X_p(\tau) - A \cdot D \quad (4)$$

式(3)用于计算灰狼个体与猎物的距离,式(4)用于更新狼群位置。 τ 为当前迭代次数; X_p 为猎物所处位置; X 为灰狼个体当前位置; A 、 C 为

灰狼搜索范围控制参数。

$$A = a \cdot (2r_1 - 1) \quad (5)$$

$$C = 2 \cdot r_2 \quad (6)$$

式中: r_1 、 r_2 分别为取值 $[0, 1]$ 范围内的随机数; a 为收敛因子,伴随算法的迭代从2线性递减到0,即 $a = 2 - 2(t/\max)$; $\max$ 为迭代次数上限。

狼群最终攻击目标猎物,狼群位置更新可用如下数学模型表示:

$$\begin{cases} D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha(t) - X(t)| \\ D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta(t) - X(t)| \\ D_\gamma = |C_3 \cdot X_\gamma(t) - X(t)| \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha \\ X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta \\ X_3 = X_\gamma - A_3 \cdot D_\gamma \end{cases} \quad (8)$$

在本迭代周期中,灰狼的最终位置为

$$X(t+1) = [X_1 + X_2 + X_3] / 3 \quad (9)$$

式中: $X_i(i=\alpha, \beta, \gamma)$ 为该迭代周期领导层狼的位置; $D_i(i=\alpha, \beta, \gamma)$ 为 ω 狼与领导层狼之间的距离; X 为 ω 狼位置。

灰狼个体适应度函数定义为

$$f = |z_{\text{act}} - z_{\text{pred}}| \quad (10)$$

式中: z_{act} 为猎物位置; z_{pred} 为灰狼个体位置。

2 所提方法

2.1 累积KL散度

KL散度可以反映出轴承振动信号统计学特性的连续和非线性变化,且利于消除各种随机因子的影响。但KL散度作为统计学指标,用于轴承使用寿命预测时趋势性与单调性不足。鉴于轴承一旦开始投入使用便经历退化、损伤累积直至失效。为了更准确地监测轴承的健康退化水平,提出累积KL散度。原始的KL散度可以由式(1)获得。通过式(11)转化为累积KL散度,即逐点累积处理KL散度以克服原始序列波动大和轴承服役前中期退化趋势不明显的缺点,同时采用缩放处理防止轴承服役后期特征值被前期累积值较大而稀释。

$$c_n = \frac{\sum_{i=1}^n (2^{f(i)} - 1)}{\log_2 \left[\sum_{i=1}^n (2^{f(i)} - 1) + 1 \right]}, \quad n = 1, 2, \dots, \text{end} \quad (11)$$

式中 c_n 表示特征 $f(i)$ 在第 n 个样本中的累积变换结果。

2.2 灰狼优化残差重采样粒子滤波算法

本文引入灰狼优化算法,将粒子作为狼群中的个体,利用头狼对低层级的狼群位置进行指导和更新。在状态转移的过程中吸收实时观测信息,并利用当前时刻的观测信息指导粒子快速优化,避免权重退化的问题。此外,在残差重采样前采用哈尔顿序列和指数函数生成新的粒子,能在解决粒子退化问题时进一步提高粒子的多样性^[16]。

具体步骤如下。

1) 灰狼优化参数初始化。

2) 粒子集初始化。在 $k=0$ 时刻,从初始样本分布 $p(x_0)$ 中随机取样粒子集 $\{x_0^i\}_{i=1}^N$,并且所有粒子初始权重为 $1/N$ 。

3) 根据离散状态方程式(2)得到 k 时刻粒子值 $\{x_k^i\}_{i=1}^N$,同时对应得到预测退化值 z_k^i 。

4) 按式(12)计算 k 时刻每一个粒子的权重 ω_k^i 。

$$\omega_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z_k - z_k^i)^2}{2R_k^2}} \quad (12)$$

式中: z_k 为当前量测值; z_k^i 为当前第 i 个粒子的预测退化值; R_k 为量测噪声协方差。

5) 模拟灰狼围捕猎物,指导粒子移动。将粒子视为灰狼个体,利用式(10)计算所有灰狼个体的适应度,挑选出领导层狼 α, β, γ ,其余狼作为 ω 。领导层狼根据目标的位置,指导狼群更新位置,实现狼群对目标的搜索。

6) 当达到寻优迭代上限时,停止优化,否则转入第3)步。

7) 根据最新观测信息分配粒子权重。

$$w_i^k = w_i^{k-1} p(z_{\text{act}}^k | x_i^k) \quad (13)$$

归一化权重:

$$\hat{w}_i^k = w_i^k / \sum_{i=1}^N w_i^k \quad (14)$$

8) 残差重采样,将所有粒子权重重置为 $1/N$ 。

计算有效粒子数 N_e ,若 N_e 低于设定的阈值,则进行残差重采样。

$$N_e = 1 / \left[\sum_{i=1}^N (\omega_k^i)^2 \right] \quad (15)$$

当 k 时刻第 i 个粒子的复制次数 $n_k^i > 0$ 时,将 x_k^i 视为母粒子,采用哈尔顿序列和指数函数生成新的粒子,如式(16)一式(18)所定义。对初始第 m 个粒子,如果 $n_k^i = 2m$ 且 $m > 1$,用式(16)生成新粒子。如果 $n_k^i = 2m-1$ 且 $m > 1$,用式(17)生成新粒子。

$$\{x_k^i - \Delta h_k^j\} \cdots \{x_k^i - \Delta h_k^1\}, \{x_k^i\}, \{x_k^i\}, \{x_k^i + \Delta h_k^1\} \cdots \{x_k^i + \Delta h_k^j\}, \quad j = 1, 2, \cdots, m-1 \quad (16)$$

$$\{x_k^i - \Delta h_k^j\} \cdots \{x_k^i - \Delta h_k^1\}, \{x_k^i\}, \{x_k^i + \Delta h_k^1\} \cdots$$

$$\{x_k^i + \Delta h_k^j\}, \quad j = 1, 2, \cdots, m-1 \quad (17)$$

式中 Δh_k^j 是与母粒子的偏移量,计算如下:

$$\Delta h_k^j = [10 \cdot (e^{-\frac{2j-1}{N}} - 0.9)] \cdot \lambda \quad (18)$$

式中: N 为粒子数; λ 用于调整新粒子的分散程度,取 0.01。如 $n_k^i = 2$,新粒子为 $\{x_k^i\}, \{x_k^i\}$; 如 $n_k^i = 1$,母粒子即作为新粒子。

9) 输出。使用下式对系统状态进行估计:

$$x_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^i x_k^i \quad (19)$$

10) $k = k + 1$,处理新量测值,返回第3)步,直到所有步骤运行结束。

3 基于累积KL散度和改进PF的轴承剩余寿命预测方法

本文提出的滚动轴承剩余寿命预测方法流程如图3所示。主要包括累积KL散度退化指标构建和基于GWO-RRPF的剩余寿命预测两部分。

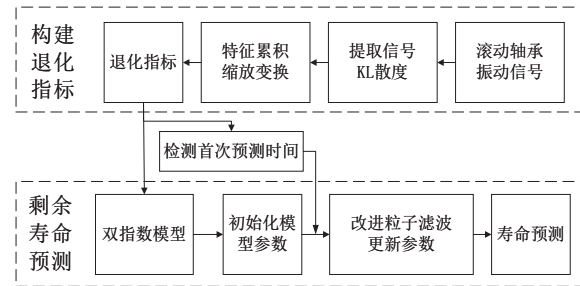


图3 滚动轴承剩余寿命预测流程

构建轴承退化模型是采用GWO-RRPF方法进行轴承剩余使用寿命预测的必要环节,退化模型须准确地描述轴承的非线性退化过程。考虑机械部件的退化过程往往呈类似指数函数型变化,而双指数模型已被证明是曲线拟合和预测的有效模型^[17]。因此,本文采用双指数模型作为轴承退化模型描述轴承退化过程,可由式(20)表示。

$$D_1(t) = ae^{bt} + ce^{dt} \quad (20)$$

式中: $D_1(t)$ 为轴承的退化状态值; t 为时间; a, b, c 和 d 均为模型参数,通过拟合退化数据确定。

基于双指数模型的状态转移方程和量测方程分别如式(21)和式(22)所示。

$$\begin{cases} x_k = [a_t, b_t, c_t, d_t] \\ a_t = a_{t-1} + \omega_a, & \omega_a \sim N(0, \sigma_a) \\ b_t = b_{t-1} + \omega_b, & \omega_b \sim N(0, \sigma_b) \\ c_t = c_{t-1} + \omega_c, & \omega_c \sim N(0, \sigma_c) \\ d_t = d_{t-1} + \omega_d, & \omega_d \sim N(0, \sigma_d) \end{cases} \quad (21)$$

$$D_1(t) = ae^{bt} + ce^{dt} + v_t, \quad v_t \sim N(0, \sigma_v) \quad (22)$$

式中: $\omega_a \sim \omega_d$ 为状态过程噪声; v 为观测噪声。此模型中均设为高斯白噪声。

建立双指数轴承退化模型后,利用 GWO-RRPF 算法对轴承未来状态进行递推预测。步骤如下。

1) 退化检测。方均根指标随着轴承退化发展而增大,已广泛应用于故障检测和首次预测时间判定。本文采用方均根指标检测开始预测时间,当方均根超过阈值 T_h 时开始进行预测。

$$T_h = \theta + 3\sigma \quad (23)$$

式中: θ 为初始健康阶段信号的方均根值; σ 为初始健康阶段信号的标准差。为防止随机噪声导致误判,采用连续 3 个样本的方均根值超过阈值为开始预测点。

2) 将当前已知累积 KL 散度序列代入状态转移方程,进行最小二乘拟合得到双指数模型参数初始值。

3) 递推预测。使用提出的 GWO-RRPF 算法对双指数模型初始参数进行更新,当更新结束后使用最新模型参数对轴承未来状态进行递推预测。

4) 计算轴承剩余使用寿命(RUL)。根据构建的累积 KL 散度退化指标设置失效阈值,依据下式计算轴承的剩余使用寿命:

$$R_{UL} = t_{EOL} - t_k \quad (24)$$

式中: t_{EOL} 为预测的失效时刻; t_k 为当前运行时刻。

4 实验验证

4.1 实验数据简介

为验证所提出方法的有效性,且考虑到核电轴承在一般实验条件下寿命实验时间极其漫长,故针对核电厂应用广泛的 SKF 6312/C3 滚动轴承开展加速疲劳寿命实验,获取轴承全寿命数据。轴承加速寿命实验在某轴承研究所 B60-120R 实验机上开展,轴承寿命实验机如图 4 所示。

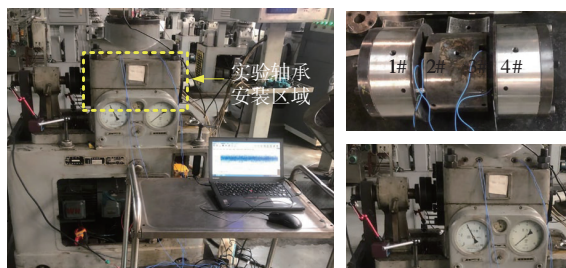


图 4 轴承寿命实验机

滚动轴承加速疲劳寿命实验实施过程遵循 GB/T 24607—2009《滚动轴承 寿命与可靠性试验及评定》^[18] 标准。实验装置一次安装 4 个轴承,以相同转速及受载条件进行加速疲劳寿命实验。实验过程中若出现某一实验轴承失效则停机更换新轴承作为陪试轴承,直到初始安装的 4 个轴承全部失效则实验结束。标准要求轴承内圈转速一般为轴承极限转速的 20%~60%。考虑本实验轴承型号与其实际工况,实验轴承转速取 3 120 r/min;实验所加应力大小以加速轴承失效速度但不改变其失效机制为准,标准要求许用当量动载荷为额定动载荷的 20%~30%。本加速寿命实验中每个轴承最大径向外加载荷 F_r 取 37.5 kN。图 5 为过转轴心竖直平面的实验装置局部剖视图。考虑实验装置结构,通过液压加载系统施加 $2F_r$ 载荷作用在 2# 与 3# 实验轴承外部的套筒上,1# 与 4# 实验轴承的外加载荷通过转轴间接均布产生;实验轴承采用 L-FC 型 32 油循环油润滑,且为控制轴承温度,采用潜水泵施加循环冷却水的散热方式,通过控制系统实时监控轴承温度,一旦超过报警值(95 ℃)则停机进行故障检查。

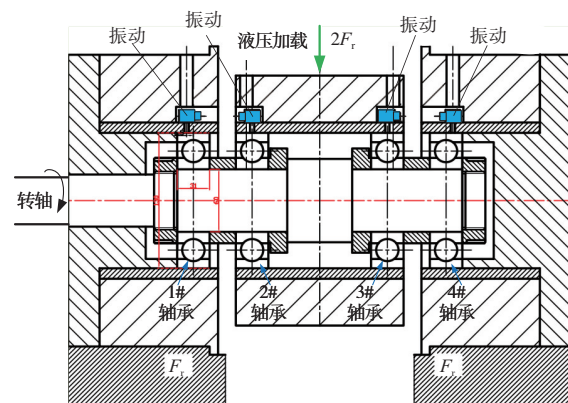


图 5 轴承装配与传感器布置示意

如图 5 所示,在轴承安装截面的径向分别安装一个压电式振动加速度传感器采集各轴承全寿命周期振动信号。每次采样时间为 1.28 s,采样间隔 1 min,采样频率 1.28 kHz。当轴承振动信号的最大幅值在连续 3 次采样过程中达到 10 倍正常运行阶段的最大幅值时,认为轴承已经完全失效并终止实验。

鉴于 4# 轴承最早发生失效,且其振动信号完整性最佳。本文以 4# 轴承的全寿命周期振动加速度信号数据用于验证。图 6 所示为 4# 轴承失效部位与对应全寿命振动信号,此轴承失效形式为外圈剥落。

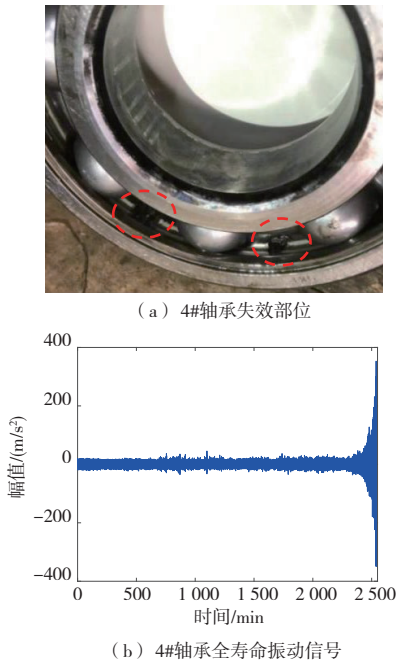


图6 4#轴承失效位置及全寿命时域振动信号

4.2 累积KL散度指标提取

根据式(1)与式(11),采用滑动窗口法从4#轴承全寿命周期共2532段振动信号样本中提取KL散度和累积KL散度,整体趋势如图7所示。图7中经过平滑处理的原始KL散度序列在轴承服役前中期趋势性严重不足,无法体现轴承的缓慢退化趋势;累积处理后的KL散度退化指标表现出极佳的单调性与趋势性。

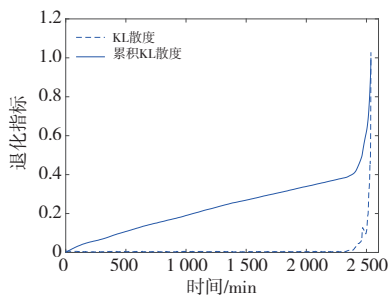


图7 4#轴承全寿命周期KL散度与累积KL散度

鉴于在轴承实际运行过程中无法得到其退化指标的最值,所以采用 z -score法对原始退化指标归一化处理,如式(25)所示。

$$z = \frac{(x - \mu)}{\delta} \quad (25)$$

式中: x 为原始样本; μ 为总体样本均值; δ 为总体样本方差; z 即归一化后的退化指标值。

根据构建的累积KL散度退化指标以及停机阈值的确定标准,本文将失效阈值设置为1。

4.3 滚动轴承剩余寿命预测分析

为证明本文提出的GWO-RRPF预测算法的优势,使用常规粒子滤波算法与粒子群优化粒子滤波(PSO-PF)算法进行对比实验。图8所示为使用不同预测算法对4#轴承的剩余寿命预测结果。4#轴承经退化检测,在运行到2450 min时开始触发预测机制,使用2450 min前的累积KL散度测量值对预测模型参数进行训练,然后利用这些参数进行当前时刻的轴承剩余使用寿命预测。

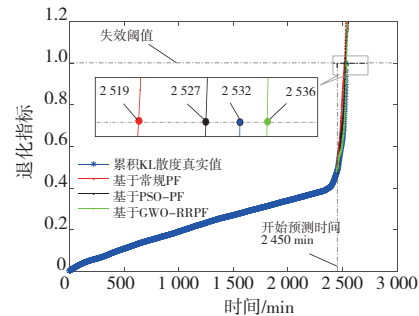


图8 4#轴承寿命预测结果

对比图8中预测结果,在预测起点2450 min时刻,本文提出的GWO-RRPF算法的预测RUL为86 min,常规PF算法的预测RUL为69 min,PSO-PF算法的预测RUL为77 min,而真实的RUL为82 min,显然GWO-RRPF算法的预测值相对更加准确。

为量化说明GWO-RRPF算法的预测效果,采用平均相对误差(MARE)与方均根误差(RMSE)两个指标进行评价。MARE与RMSE数值越小说明预测值越接近真实值。为了保证模型的对比效果,对比方法与本文提出的GWO-RRPF预测方法采用相同的模型参数和剩余使用寿命求解策略。预测结果误差对比如表1所示。

表1 4#轴承预测结果误差对比

预测方法	平均相对误差	方均根误差
常规PF	0.085	0.093
PSO-PF	0.046	0.059
GWO-RRPF	0.037	0.048

由表1看出,本文提出的GWO-RRPF预测方法与其他方法相比能够得到误差较小的剩余使用寿命预测结果。对于4#轴承,本文所提方法相比于常规PF与PSO-PF两种方法预测精度的平均相对误差分别降低了56.5%、19.6%,方均根误

差分别降低了48.4%、18.6%。

5 XJTU-SY 轴承数据案例验证

为进一步验证所提方法的有效性,采用XJTU-SY轴承数据集进行案例分析与验证。实验数据来自图9所示的实验台。通过放置在垂直轴方向和水平轴方向上的两个加速度传感器测量振动信号,每间隔1 min采集一次数据,采样频率为25.6 kHz,采样周期为1.28 s,采样点数为32 768。实验总共测试了20个轴承,每个轴承最终由不同类型的故障引起,如外圈断裂、外圈磨损、保持架断裂等。本文以数据集2中轴承B 2_5的全寿命周期加速疲劳振动数据为研究对象进行验证,构建基于双指数GWO-RRPF剩余寿命预测模型。

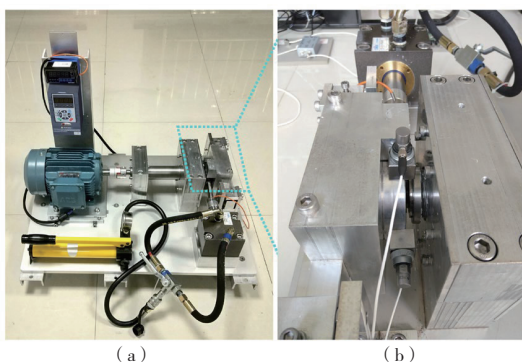


图9 滚动轴承实验台

B 2_5 相应的全寿命振动信号如图10所示。B 2_5 的累积KL散度指标表现出更好的单调性与趋势性,如图11所示。尤其在轴承全寿命服役过程中出现愈合效应时,累积KL散度退化指标表现出更强的抗干扰能力。

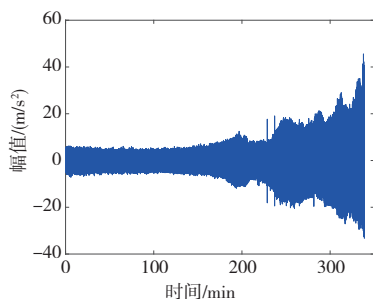


图10 B 2_5 全寿命振动信号

为了证明本文提出的GWO-RRPF预测算法的优势,将所提方法与PSO-PF以及常规PF模型进行对比。如图12所示。在预测起点191 min时刻,本文提出的GWO-RRPF算法的预测RUL为145 min,常规PF算法的预测RUL为158 min,

PSO-PF算法的预测RUL为155 min,而真实的RUL为148 min。这说明GWO-RRPF算法的预测值相对更加准确。为量化说明GWO-RRPF算法的优势,依然采用平均相对误差与方均根误差两个指标进行评价。为保证模型的对比效果,对比方法与GWO-RRPF预测方法采用相同的模型参数和剩余使用寿命求解策略。3种预测方法的量化对比结果如表2所示。

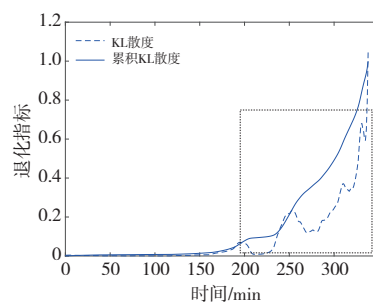


图11 B 2_5 轴承全寿命周期KL散度与累积KL散度

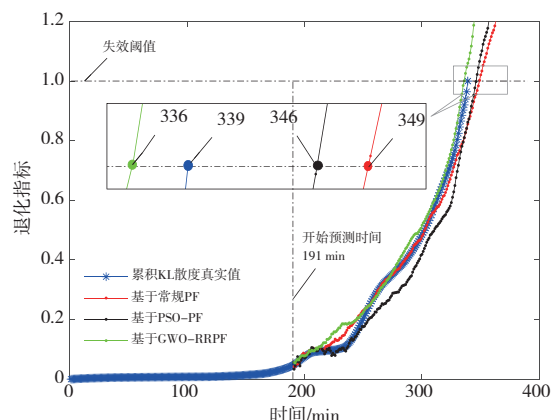


图12 XJTU-SY 轴承寿命预测结果

表2 B 2_5 预测结果误差对比

预测方法	平均相对误差	方均根误差
常规 PF	0.096	0.105
PSO-PF	0.057	0.072
GWO-RRPF	0.032	0.044

使用本文提出的GWO-RRPF预测方法的平均相对误差和方均根误差值都小于常规PF预测方法与PSO-PF预测方法。对于轴承B 2_5, GWO-RRPF预测方法相比于常规PF与PSO-PF两种方法预测精度的平均相对误差分别降低了66.7%、43.8%,方均根误差分别降低了58.1%、38.9%。因此本文使用的灰狼优化残差重采样双指数粒子滤波模型能够有效地提高轴承使用寿命

预测精度。

6 结语

针对传统退化指标未考虑轴承在运行过程中的累积退化特性以及常规粒子滤波存在粒子退化和粒子多样性不足的问题,本文提出了一种基于累积KL散度和改进粒子滤波的轴承剩余使用寿命预测方法。将该方法分别通过6312/C3轴承全寿命实验数据与XJTU-SY公开轴承数据集进行验证,得到以下结论。

1) 本文提出的累积缩放变换对于传统退化指标的单调性、趋势性以及抗干扰能力具有较强的优化效果。本文使用的累积KL散度退化指标克服了轴承全寿命周期中发生愈合效应时出现指标序列波动大的不足,能够更全面、稳定地表征轴承的退化趋势。

2) 本文提出的灰狼优化残差重采样粒子滤波算法(GWO-RRPF)能够确保对退化模型进行更精确地拟合以完成剩余使用寿命预测。实验结果证实:在同样使用累积KL散度退化指标的前提下,本文提出的GWO-RRPF相比常规PF与PSO-PF能更准确地预测轴承剩余使用寿命。

本文提出的方法虽然提高了轴承使用寿命预测准确度,但都是基于实验室轴承全寿命数据所做出的预测,后续须基于核电厂现场相关轴承运行监测数据再次进行验证;考虑到核电厂旋转设备的安全性及经济性,下一步应着眼于消除轴承寿命滞后预测,以减少纠正性维修对计划维修的冲击。

参考文献:

- [1] 徐仁义,王航,彭敏俊,等. 剩余寿命预测新方法及其在滚动轴承中的应用[J]. 振动·测试与诊断,2022,42(4):636-643,820.
- [2] YAN T T, WANG D, KONG J Z, et al. Definition of signal-to-noise ratio of health indicators and its analytic optimization for machine performance degradation assessment[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2021,70:1-16.
- [3] RAI A, UPADHYAY S H. An integrated approach to bearing prognostics based on EEMD - multi feature extraction, Gaussian mixture models and Jensen - Rényi divergence [J]. Applied Soft Computing, 2018, 71: 36-50.
- [4] SHANKAR KUMAR P, KUMARASWAMIDHAS L A, LAHA S K. Bearing degradation assessment and remaining useful life estimation based on Kullback -

Leibler divergence and Gaussian processes regression[J]. Measurement,2021,174:108948.

- [5] DAO P B, STASZEWSKI W J, BARSZCZ T, et al. Condition monitoring and fault detection in wind turbines based on cointegration analysis of SCADA data [J]. Renewable Energy,2018,116:107-122.
- [6] LI H R, LI Y L, YU H. A novel health indicator based on cointegration for rolling bearings' Run - to - failure process[J]. Sensors,2019,19(9):2151.
- [7] RAI A, UPADHYAY S H. The use of MD-CUMSUM and NARX neural network for anticipating the remaining useful life of bearings [J]. Measurement, 2017, 111: 397-410.
- [8] LEI Y G, LI N P, GUO L, et al. Machinery health prognostics;a systematic review from data acquisition to RUL prediction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2018,104:799-834.
- [9] 王正. 基于DAE-HTPF的新能源汽车电池剩余寿命预测[J]. 机械与电子,2020,38(3):3-5,10.
- [10] GUO L, LI N P, JIA F, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings[J]. Neurocomputing,2017,240:98-109.
- [11] 焦自权,范兴明,张鑫,等. 基于改进粒子滤波算法的锂离子电池状态跟踪与剩余使用寿命预测方法[J]. 电工技术学报,2020,35(18):3979-3993.
- [12] QIAN Y N, YAN R Q. Remaining useful life prediction of rolling bearings using an enhanced particle filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(10):2696-2707.
- [13] 许雨晨,李宏坤,马跃,等. 基于退化检测和优化粒子滤波的轴承寿命预测方法[J]. 大连理工大学学报, 2021,61(3):227-236.
- [14] 杨锡运,吕微,王灿,等. 基于滑动窗口-KL散度和改进堆叠自编码的轴承故障诊断[J]. 机床与液压, 2021,49(17):179-184.
- [15] 李维刚,李阳,赵云涛,等. 基于改进灰狼算法的粒子滤波算法研究[J]. 系统仿真学报,2021,33(1):37-45.
- [16] ZHANG H J, QIN S X, MA J W, et al. Using residual resampling and sensitivity analysis to improve particle filter data assimilation accuracy[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2013,10(6):1404-1408.
- [17] GUO L, LI N P, JIA F, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings[J]. Neurocomputing,2017,240:98-109.
- [18] GB/T 24607—2009 滚动轴承 寿命与可靠性试验及评定[S].

收稿日期:2023-01-06