

剩余寿命预测新方法及其在滚动轴承中的应用*

徐仁义^{1,2,3}, 王航^{1,2,3}, 彭敏俊^{1,2,3}, 邓强^{1,2,3}, 王晓昆^{1,2,3}

(1. 哈尔滨工程大学核安全与仿真技术国防重点学科实验室 哈尔滨, 150001)

(2. 工信部核安全与先进核能技术重点实验室 哈尔滨, 150001)

(3. 黑龙江省核动力装置性能与设备重点实验室 哈尔滨, 150001)

摘要 针对单一时频域指标不能完全诠释滚动轴承全寿命周期退化特性以及剩余使用寿命(remaining useful life, 简称 RUL)预测困难的问题,提出了基于均方谐波比(mean square harmonic noise ratio, 简称 MSHNR)指标和改进正则化粒子滤波(regularized particle filter, 简称 RPF)相结合的剩余寿命预测方法。首先,在局部均值进行信号分解的基础上,通过 MSHNR 指标实现轴承退化过程的特征提取;其次,分别基于 Paris 模型及 Foreman 模型构建滚动轴承稳定退化期和加速退化期的状态空间模型,并利用基于欧式距离的核函数实现重采样过程的改进,实现轴承健康状态评估和剩余寿命预测;最后,通过公开的滚动轴承加速数据验证了所述方法的有效性。相关研究成果能够为核动力旋转设备中滚动轴承的预测性维护提供参考依据,提高公众对核动力旋转设备运行的认识与信赖。

关键词 滚动轴承;局部均值分解;剩余寿命预测;均方谐波比;正则化粒子滤波

中图分类号 TH165.3;TH17

引言

滚动轴承作为核电厂旋转机械设备的承载核心部件,由于长期运行极易出现磨损、疲劳剥落等故障,会造成旋转设备性能下降甚至整体失效,进而威胁核动力装置的安全性和经济性。因此,通过提取滚动轴承的运行特征并进行有效的 RUL 预测能够辅助旋转设备运维方案的调整,以降低设备的故障率,提高备品备件的管理效益,从而在保证安全的前提下提升旋转设备的使用效率。

目前,对旋转设备特征提取的研究包括 3 类:① 旋转机械研究早期采用的时域分析法,其容易受转速、载荷的变化而波动,降低了特征参数的准确性;② 频域分析法,因其需要对信号进行全局变换,存在无法捕捉数据瞬态信息的问题,只适用于处理平稳信号;③ 同时考虑信号时频特性与局部性能的时频分析方法。目前,常用的时频分析方法主要包括短时傅里叶变换、小波变换等传统时频分析方法以及经验模态分解、局部均值分解(local mean decomposition, 简称 LMD)等自适应信号分析方法。传统时频分析方法在信号分析过程中需要预设基函数,并且缺乏自适应分解特性;经验模态分解虽然解决了

自适应的问题,但却受模态混叠、端点效应等问题的影响^[1];LMD 则大大改善了端点效应和模态混叠问题,并且其分解得到的乘积函数具有更加实际的物理意义^[2-3]。

RUL 预测的研究主要集中在基于数据驱动的方法和基于模型驱动的方法^[4]。数据驱动方法通过对设备历史数据的分析,构建设备健康状态与数据隐藏信息间的映射关系,实现设备 RUL 的评估。于忠斌等^[5]基于主成分分析法将多维特征融合作为轴承退化指标,采用最小二乘支持向量回归机实现了滚动轴承的退化预测。Wang 等^[6]将采集到的轴承监测数据直接输入到深度可分离卷积网络中进行数据隐藏信息的挖掘和提取,然后利用全连接输出层来估计滚动轴承的 RUL。王玉静等^[7]结合卷积神经网络和长短时记忆网络实现了滚动轴承的 RUL 预测。数据驱动方法虽然不需要对轴承的退化机理有明确的认识,但对历史数据的依赖性较大,且存在“黑箱”问题,因此对滚动轴承这一运行环境复杂、载荷变化较大的部件,其预测性能存在很大的误差。基于模型驱动的方法则是结合设备的失效和退化机理来建立数学模型,进而描述设备的退化过程并预测其 RUL。在模型驱动方面,吕明珠等^[8]基于无迹

* 中国核工业集团公司“青年英才计划”资助项目;哈尔滨工程大学研究课题资助项目(KY90200210007)

收稿日期:2022-03-16;修回日期:2022-05-20

粒子滤波实现轴承退化状态的跟踪和预测,但由于其退化模型选择了精确性较低的双指数模型,因此其适用性限制了模型的推广。马波等^[9]虽然在 Paris 及 Forman 公式的基础上改进了滚动轴承的状态空间模型,使模型的精确性显著提高,但是其预测过程选择了传统粒子滤波算法,存在粒子耗尽等问题,且监测指标的波动对预测结果影响较大。

基于此,笔者提出了一种基于 MSHNR 指标和 RPF 相结合的滚动轴承 RUL 预测方法。在基于 LMD 的振动信号分解与重构的基础上,为解决单一时频域指标不能完全诠释信号振动特性的问题,提出基于 MSHNR 的轴承退化指标,充分利用谐波比 (harmonic noise ratio, 简称 HNR) 对周期性冲击的敏感性,实现对均方根值 (root mean square, 简称 RMS) 的倍增,达到凸显退化波动趋势的目的。在 RUL 预测过程中,针对单一预测模型不足以反映轴承不同退化过程的问题,分别基于 Paris 模型及 Foreman 模型构建滚动轴承稳定退化期和加速退化期的状态空间模型。同时,为了考虑粒子更新的时间尺度对滤波估计的影响,利用基于欧式距离的核函数改进粒子滤波的重采样机制,改善了粒子耗尽问题,提高 RUL 预测的准确度。

1 理论基础

1.1 局部均值分解

用于监测滚动轴承的振动信号包含各种噪声,并且受到传递路径的调制,最终表现为信号频率和幅值的复杂性,不易直接提取其退化信息。LMD 能够根据信号自身的变化规律,自适应地分解多分量的调幅调频信号。

假设滚动轴承的某一时间段内的振动信号为 $x(t)$, 则对 $x(t)$ 进行局部均值分解的步骤如下:

1) 计算 $x(t)$ 的局部极值点 n_i , 并通过式(1)、式(2)计算相邻局部极值点的平均值 m_i 和包络估计值 a_i , 利用滑动平均计算局部均值函数 $m_{11}(t)$ 和包络估计函数 $a_{11}(t)$

$$m_i = \frac{n_i + n_{i+1}}{2} \quad (1)$$

$$a_i = \frac{|n_i - n_{i+1}|}{2} \quad (2)$$

2) 从 $x(t)$ 中将 $m_{11}(t)$ 分离出来, 得到函数 $h_{11}(t)$, 然后利用 $a_{11}(t)$ 进行解调, 得到 $s_{11}(t)$

$$h_{11}(t) = x(t) - m_{11}(t) \quad (3)$$

$$s_{11}(t) = h_{11}(t) / a_{11}(t) \quad (4)$$

3) 将 $s_{11}(t)$ 作为新函数继续步骤 1 和步骤 2 的计算, 直到 $s_{1n}(t)$ 为纯调频函数;

4) 通过计算包络函数的乘积, 得到包络信号, 即

$$a_1(t) = a_{11}(t) a_{12}(t) \cdots a_{1n}(t) \quad (5)$$

5) 计算 $s_{1n}(t)$ 和 $a_1(t)$ 的乘积, 得到第 1 个乘积函数

$$PF_1(t) = s_{1n}(t) a_1(t) \quad (6)$$

6) 将 $PF_1(t)$ 从 $x(t)$ 中分离出来, 将新信号 $u_1(t)$ 重复步骤 1~5, 直到 $u_k(t)$ 为一个单调函数或极值点个数小于 3 时为止

$$\begin{cases} u_1(t) = x(t) - PF_1(t) \\ u_2(t) = u_1(t) - PF_2(t) \\ \vdots \\ u_k(t) = u_{k-1}(t) - PF_k(t) \end{cases} \quad (7)$$

7) 原始信号 $x(t)$ 经过上述迭代过程, 可分解为一系列乘积函数分量和一个残余分量, 即

$$x(t) = \sum_{i=1}^k PF(t)_i + u_k(t) \quad (8)$$

1.2 改进的正则化粒子滤波

在滚动轴承 RUL 预测中, 通常很难观察到滚动轴承的退化状态。相比之下, 现有的传感技术, 如振动传感器和声发射传感器等为轴承退化程度的评估提供了间接的测量手段。基于贝叶斯框架, 这种间接反应设备内部状态的场景可以用如下数学模型进行描述

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) \quad (9)$$

$$y_k = h(x_k, v_k) \quad (10)$$

其中: k 为时间; $f(\cdot)$ 和 $h(\cdot)$ 为系统状态值和观测量的转移函数; x_k 和 y_k 为时刻 k 下的系统状态和测量值; u_{k-1} 和 v_k 为模型中的白噪声。

粒子滤波是一种基于贝叶斯框架的蒙特卡洛方法^[10], 其重采样过程容易产生粒子耗尽的问题。本研究基于正则化思想, 设计了一种基于欧式距离核函数的正则化重采样方法。该方法选取当前时刻前粒子迭代更新的若干步长作为时间尺度, 计算该时间尺度内观测值与每个粒子估计值间的欧式距离, 然后以此距离作为调整粒子权值的依据, 解决原有基于 Epanechnikov 核密度函数、高斯核函数等正则化重采样方法只关注粒子当前值而忽略更新趋势的问题。基于欧式距离的正则化粒子滤波算法实施步骤如下。

1) 粒子初始化($k=0$):对于 $i=1,2,\dots,N$,由先验分布 $p(x_0)$ 生成粒子 $\{x_0^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。对于 $k=1,2,\dots$,执行步骤2~5。

2) 重要性采样:基于 $p(x_k|x_{k-1}^{(i)})$ 采样 N 个粒子组成粒子集合 $\{x_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

3) 权重计算与归一化:基于式(10)计算每个粒子的观测估计值 y_k^i ,当前观测值 y_k 输入后,利用式(11)计算样本集合中各样本的权值 $w_k^{(i)}$

$$w_k^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(y_k^i - y_k)^2}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

对 $w_k^{(i)}$ 按照式(12)进行归一化计算,生成粒子集合 $\{x_k^{(i)}, w_k^{*(i)}\}_{i=1}^N$

$$w_k^{*(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N w_k^{(i)}} \quad (12)$$

基于式(13)计算有效粒子数 \hat{N}_{eff} ,当 $\hat{N}_{\text{eff}} \geq N_{\text{th}}$ (N_{th} 为采样阈值)时,进行步骤5,否则转入步骤4

$$\hat{N}_{\text{eff}} \approx \frac{1}{\sum_{i=1}^N (w_k^{*(i)})^2} \quad (13)$$

4) 基于欧式距离的正则化重采样:选取系统观测值序列和粒子估计值矩阵,对于系统的观测值,以当前时刻前 S 步取序列 $Y_k = \{y_i\}_{i=k-S+1}^k$,然后由样本集合 $\{x_k^{(i)}, w_k^{*(i)}\}_{i=1}^N$ 中各样本值计算得出如式(14)的观测值估计值矩阵

$$Y_k^* = \begin{bmatrix} y_{k-S+1}^{*(1)} & \cdots & y_k^{*(1)} \\ \vdots & & \vdots \\ y_{k-S+1}^{*(N)} & \cdots & y_k^{*(N)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中: $y_{k-S+j}^{*(i)}$ ($j=1,2,\dots,S$)为第 i 个粒子在 $k-S+j$ 时刻的观测值的估计值。

基于欧式距离计算系统观测值序列和每个粒子观测值估计值的欧式距离 $\{L_k^{(i)}\}_{i=1}^N$,然后将 $\{L_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 归一化到 $(0,1)$ 区间得到 $\{\alpha_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。基于 $\{\alpha_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 重新分配的样本权值为

$$w_{k_{\text{update}}}^{(i)} = \alpha_k^{(i)} p(y_k | x_k^{(i)}) \quad (15)$$

基于新样本权值进行重采样得到新的粒子集 $\{x_k^{*(i)}, w_{k_{\text{update}}}^{*(i)}\}_{i=1}^N$ 。

5) 状态估计

$$x_k = \sum_{i=1}^N x_k^{*(i)} w_{k_{\text{update}}}^{*(i)} \quad (16)$$

2 滚动轴承 RUL 预测方法

本研究提出的滚动轴承 RUL 预测方法的流程如图 1 所示,主要包括基于 LMD 的滚动轴承退化指

标提取和基于正则化粒子滤波的 RUL 预测两部分。

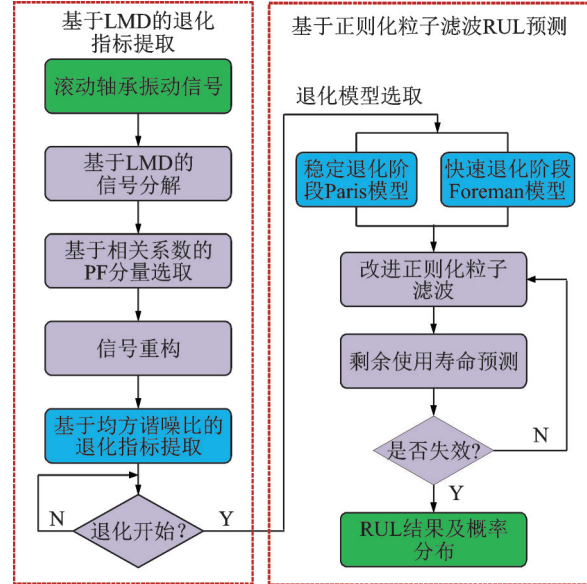


图1 滚动轴承 RUL 预测流程

Fig.1 RUL prediction process of rolling bearing

首先,通过 LMD 对时序的振动信号进行分解;其次,通过相关系数对分解的乘积函数分量进行筛选和重构;然后,通过计算重构信号的 MSHNR 指标表征滚动轴承的整体性能退化趋势;最后,基于滚动轴承的运行状态信息和退化指标,实现滚动轴承稳定退化阶段和快速退化阶段的划分,并基于 Paris 模型及 Foreman 模型构建滚动轴承稳定退化期和加速退化期的状态空间模型。同时,基于欧式距离核函数方法解决原有正则化重采样只关注粒子当前值而忽略粒子更新传递过程中粒子趋势发展问题,在增加粒子多样性的基础上保留了粒子的趋势变化。

2.1 退化指标选取

假设一个包含 n 个数据样本,每个样本有 m 个数据点的时序序列 $x(t)$,每个样本的 RMS 计算为

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i^2} \quad (17)$$

对 $x(t)$ 做 Hilbert 变化,取包络并去除直流分量

$$c(t) = \sqrt{\tilde{x}(t)^2 + x(t)^2} \quad (18)$$

$$\tilde{c}(t) = c(t) - \bar{c}(t) \quad (19)$$

其中: $\bar{c}(t)$ 为包络信号的均值。

在轴承退化过程中,通过计算 $\tilde{c}(t)$ 的自相关函

数以提取退化过程引起的周期性冲击,即

$$r_x(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} c(t) c(t+\tau) dt \quad (20)$$

计算 $r_x(\tau)$ 在时间滞域中的最大位置,即

$$\text{HNR} = \frac{r_x(\tau_{\max})}{r_x(0) - r_x(\tau_{\max})} \quad (21)$$

其中: τ_{\max} 为 $r_x(\tau)$ 最大位置; $r_x(\tau_{\max})$ 和 $r_x(0)$ 分别为 $r_x(\tau)$ 最大位置对应的幅值以及包络总能量。

自相关函数如图2所示。

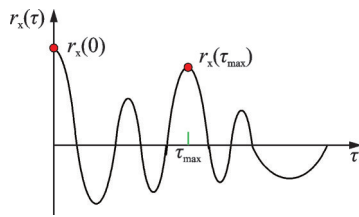


图2 自相关函数

Fig.2 Autocorrelation function

在滚动轴承特征提取过程中,单一的时频域指标并不能完全诠释信号的振动特性,因此本研究通过结合 RMS 稳定性好且能很好地描述轴承退化趋势与 HNR 对周期性冲击敏感的优势,通过计算 MSHNR 指标实现凸显轴承退化波动趋势的目的。

$$V_{\text{MSHNR}} = V_{\text{RMS}} V_{\text{HNR}} \quad (22)$$

在预测过程中,本研究利用 $u + 6\sigma$ 设置报警阈值判断轴承由正常运行进入退化阶段,其中 u 和 σ 分别为轴承正常运行过程的均值和方差。利用 MSHNR 指标的增长速率区分轴承的稳定退化阶段和快速退化阶段。

2.2 退化模型构建

滚动轴承发生退化的主要原因是在周期性重载荷下发生的材料疲劳剥落,因此本研究以轴承疲劳剥落为典型退化模式,分析轴承在周期性载荷作用下的裂纹扩展机理并构建其退化模型。滚动轴承的裂纹拓展过程主要包括稳定拓展期和快速拓展期^[11],为了解决滚动轴承在不同退化过程的物理模型构建问题,采用工程上应用广泛的 Paris 模型和 Foreman 模型,分别描述滚动轴承的稳定退化期和快速退化期。

2.2.1 滚动轴承稳定退化期——Paris 模型

Paris 模型是工程上研究裂纹稳定拓展使用最多的模型,被广泛应用于机械部件的 RUL 预测^[12]。Paris 公式的常见形式为

$$\frac{da}{dN} = C(\Delta K)^m \quad (23)$$

其中: a 为裂纹尺寸; N 为载荷周期; da/dN 为裂纹扩展率; C, m 为材料参数; ΔK 为应力强度因子幅。

假设裂纹拓展的基本类型为张开型,则应力强度因子幅可通过式(24)计算

$$\Delta K = \Delta\sigma \sqrt{\pi a} \quad (24)$$

其中: $\Delta\sigma$ 为轴承裂纹处的应力范围。

当滚动轴承的载荷循环间隔 dN 足够小时,以差分形式对式(23)进行逼近,如式(25)所示

$$a_k = C_{k-1} (\Delta\sigma \sqrt{\pi a_{k-1}})^{m_{k-1}} dN + a_{k-1} \quad (25)$$

2.2.2 滚动轴承快速退化期——Foreman 模型

Foreman 模型在 Paris 模型的基础上进行了应力比和断裂韧性的修正,适用于裂纹快速拓展阶段的规律描述,其模型形式为

$$\frac{da}{dN} = \frac{C(\Delta K)^m}{(1-R)K_c - \Delta K} \quad (26)$$

其中: R 和 K_c 分别为应力比和断裂韧性。

当滚动轴承的载荷循环间隔 dN 足够小时,可以差分的形式逼近式(26)的 Forman 模型的裂纹扩展速率的微分项,此时基于 Forman 模型的疲劳裂纹快速扩展模型为

$$a_k = \frac{C(\Delta K)^m}{(1-R)K_c - \Delta K} dN + a_{k-1} \quad (27)$$

根据状态空间模型式(9)和式(10),滚动轴承的退化模型可以描述如下。

状态方程为

$$\begin{cases} a_k = C_{k-1} (\Delta\sigma \sqrt{\pi a_{k-1}})^{m_{k-1}} dN + a_{k-1} + u_k \\ a_k = \frac{C(\Delta K)^m}{(1-R)K_c - \Delta K} dN + a_{k-1} + u_k \end{cases} \quad (28)$$

其中:状态方程中的上、下方程分别用于描述轴承的稳定退化期和快速退化期; u_k 和 v_k 为过程噪声和测量噪声。

观测方程为 $y_k = a_k + v_k$ 。

建立了轴承退化模型后,基于以下步骤对滚动轴承 RUL 进行预测:①退化阶段判断,首先使用局部均值分解算法提取退化指标,并设置稳定拓展阶段和快速拓展阶段的分界点,然后基于分界点实现轴承退化模型的选取;②将已知退化指标序列代入状态空间模型中,对模型参数 C 和 m 进行不断调整,待更新结束后,将最新的估计值作为模型参数,对轴承未来状态进行递推预测,并对 RUL 分布进行估计。

2.3 滚动轴承 RUL 预测

RUL 可定义为设备或组件从当前时刻到潜在

故障发生的连续运行时间。在本研究中,利用粒子滤波状态方程的递推实现 RUL 的计算,如式(29)所示

$$z(t+p) \geq z_{\text{threshold}} \quad (29)$$

其中: $z_{\text{threshold}}$ 为滚动轴承的失效阈值。

当递推步长 p 满足不等式时,即记录当前递推步长 p 为 t 时刻预测的轴承剩余使用寿命。

基于递推计算和失效阈值的 RUL 预测如图 3 所示。图中 2 条虚线表示滚动轴承退化状态的预测区间,即 RUL 预测过程的 90% 置信区间。在本研究中,基于正则化粒子滤波的 RUL 预测模型能够给出滚动轴承 RUL 的概率分布,相比于剩余使用寿命预测的点估计方法,更能指导滚动轴承的运维决策和资源管理。

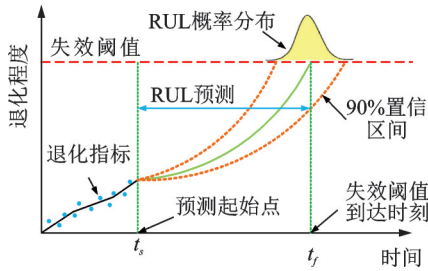


图 3 RUL 预测示意图

Fig.3 Schematic diagram of RUL prediction

3 试验及结果分析

3.1 试验介绍

本研究以图 4 所示的 XJTU-SY 滚动轴承公开数据集进行模型验证,轴承运行过程通过液压加载系统在测试轴承的轴承座上进行径向力加载。在数据处理过程中,选取每条样本的前 1 000 条数据作为分析数据。

图 5 为数据集中转速为 2 100 r/min、载荷为 12 kN 工况下轴承的全寿命周期振动信号,可以看

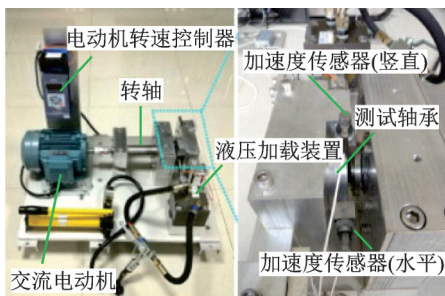


图 4 滚动轴承加速寿命试验台

Fig.4 Test bench for accelerated life of rolling bearings

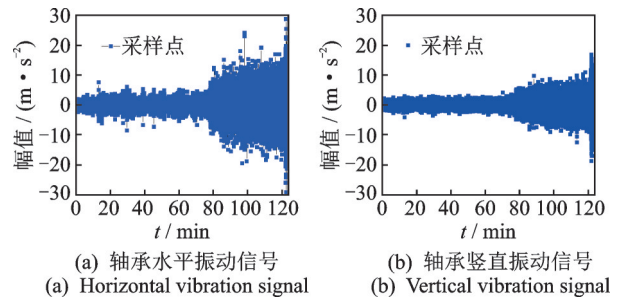


图 5 转速为 2 100 r/min、载荷为 12 kN 工况下的振动信号
Fig.5 Vibration signal under the condition of speed 2 100 r/min and load 12 kN

出,大概 80 min 前轴承振动幅值很小且波动平稳,而在 80 min 后轴承的振动幅值迅速增大并很快达到停机阈值。

3.2 基于 LMD 的退化指标提取

将上述滚动轴承的加速寿命数据进行自适应的 LMD 分解,分解结果如图 6 所示。

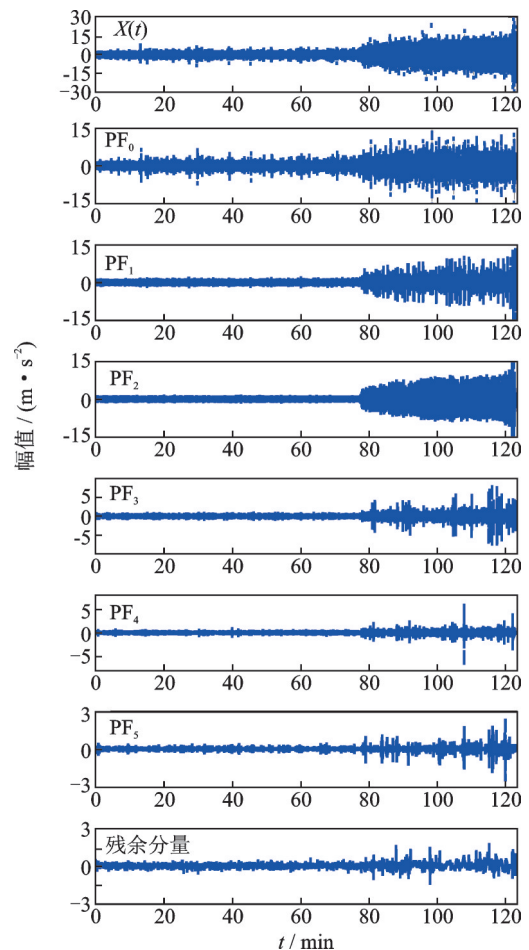


图 6 转速为 2 100 r/min、载荷为 12 kN 工况下的 LMD 分解结果

Fig.6 LMD decomposition of vibration signals under the condition of speed 2 100 r/min and load 12 kN

从图 6 可以看出,经过分解,原始信号的振动信息被分解到不同的乘积函数中,其中,乘积函数 $PF_0 \sim PF_2$ 的幅值较大,含有原始信号的大部分信息,其他分量则可归为噪声成分。LMD 分解过程将复杂的多分量调幅调频信号分解成含有不同特征频率的调幅调频信号,若某一乘积函数包含原始振动信号中的有效特征成分,两者之间会有较高的相关性。

如表 1 所示,基于皮尔森相关性系数(Person correlation coefficient,简称 PCC)、斯皮尔曼相关性系数(Spearman correlation coefficient,简称 SCC)和肯德尔相关性系数(Kendall correlation coefficient,简称 KCC)对 LMD 分解结果进行相关性分析,设定相关系数筛选阈值 0.4 进行乘积函数的选择和重构,即如表 1 所示选择乘积函数 $PF_0 \sim PF_2$ 进行信号的重构,其余分量视为噪声干扰,重构信号与原始信号的各相关系数均大于 0.8,表明其包含了原始信号的主要信息。

表 1 PF 分量和重构信号的相关系数

Tab.1 Correlation coefficients of PF components and reconstructed signal

相关系数	乘积函数						重构信号
	PF_0	PF_1	PF_2	PF_3	PF_4	PF_5	
PCC	0.577 9	0.548 9	0.706 0	0.257 6	0.085 0	0.024 1	0.963 4
SCC	0.618 1	0.503 5	0.544 9	0.202 7	0.065 9	0.026 8	0.950 9
KCC	0.485 7	0.405 4	0.420 9	0.143 7	0.046 9	0.018 8	0.842 3

在重构信号的基础上,通过 MSHNR 指标提取的退化趋势如图 7 所示,根据 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命数据以及停机阈值的确定标准^[9],将轴承的报警阈值和失效阈值设置为 1.0 和 20.0,其对应的报警时间和失效时间分别为 20 min 和 121 min。从图中可以看出,滚动轴承的全寿命周期可分为 3 个不同的阶段,其中:0~20 min 内退化指标波动较小,可认为轴承处于正常运行;在 20 min 之后,MSHNR 值出现较为明显的退化趋势,但 MSHNR 的增长速率相对较慢,此阶段可认为轴承处于稳定退化期;当运行时间超过 70 min 后,MSHNR 迅速增加,此时轴承处于快速退化期。

为了能够连续、单调地表征轴承的退化趋势,通过 5 次多项式拟合提取 MSHNR 化的趋势线,如图 7 中的红色曲线所示。在 RUL 预测过程中,将此作为表征轴承健康状态的退化曲线。

图 8 和图 9 所示为 RMS 和 HNR 的趋势图。相

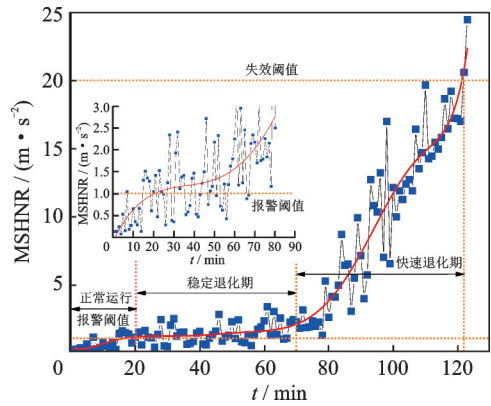


图 7 轴承全寿命周期的 MSHNR 值

Fig.7 The MSHNR results of the whole life cycle of bearing

比于混合指标,图 8 的均方根指标虽然也能反应出轴承的整体退化趋势,但是其对稳定退化阶段不敏感,趋势相对平缓;HNR 对冲击信号比较敏感,相较于 RMS 能够更迅速检测出轴承的退化,但是其抗干扰能力较弱,尤其是在轴承退化末期,由于冲击密集,其敏感性逐渐降低并趋于平缓。因此,本研究提出的 MSHNR 指标能够更加准确地反应轴承退化信息,可为 RUL 的预测提供数据基础。

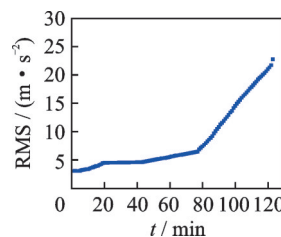


图 8 滚动轴承 RMS 值

Fig.8 Root mean square of bearing

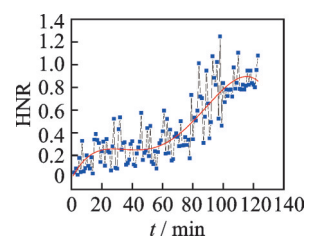


图 9 滚动轴承 HNR 值

Fig.9 Harmonic to noise ratio of bearing

3.3 滚动轴承剩余使用寿命预测分析

利用本研究多退化阶段粒子滤波模型进行 RUL 预测,为了验证所提出的正则化改进方法能够有效提高粒子的多样性,计算迭代过程的有效粒子数。由图 10 可以看出,改进后 RPF 方法的有效粒子数不管是基于多阶段的模型还是单一阶段模型,都明显多于基本粒子滤波方法,说明改进策略能够有效增加粒子的多样性。

如图 11 所示,当轴承处于稳定退化阶段时,使用 60 min 前的 MSHNR 测量值对预测模型中的参数进行训练,然后利用这些参数进行当前时刻的故障预测。图 11 中每个粒子提供一个预测轨迹,当退化指标接近失效阈值时,认为滚动轴承失效。从图

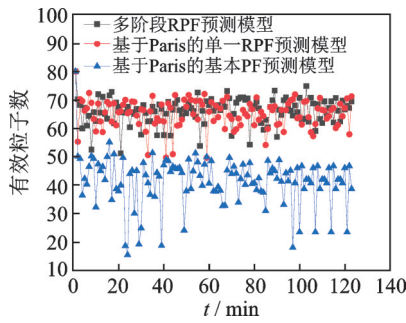


图 10 有效粒子数

Fig.10 Effective particle number

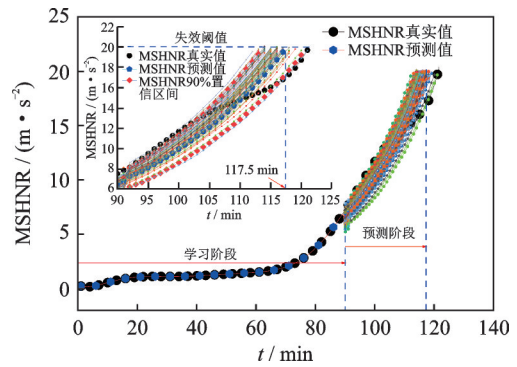


图 12 快速退化阶段 90 min 时的分布

Fig.12 Distribution at 90 min of rapid degradation stage

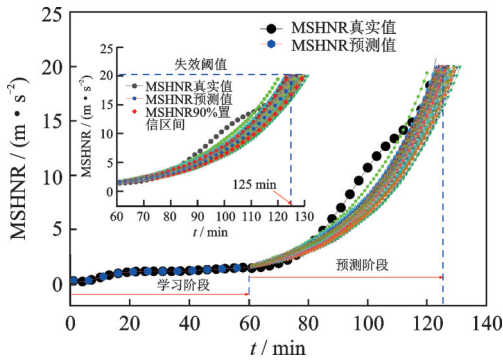


图 11 稳定退化阶段 60 min 时的分布

Fig.11 Distribution at 60 min of stable degradation stage

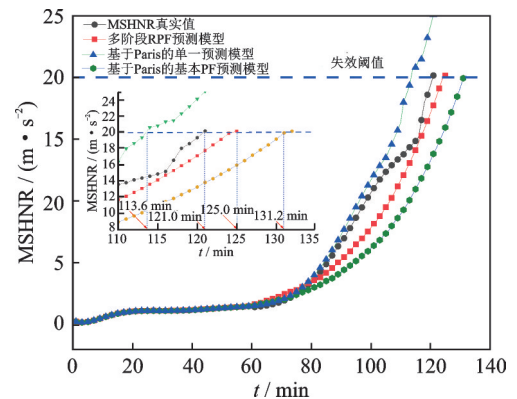


图 13 稳定退化阶段的模型对比

Fig.13 Model comparison of stable degradation stage

中可以看出,粒子的预测轨迹大多在 90% 的置信区间内,预测轨迹的中值可以用来跟踪退化指标的变化。同时,可以从预测轨迹中得到整个预测结果的概率分布,RUL 分布实际上是达到失效阈值时的最终粒子集合的分布。将预测的起点设置在快速退化阶段的预测过程如图 12 所示。

为验证所提故障预测模型的泛化能力,将所提方法与基于 Paris 的单一退化模型以及基本粒子滤波模型进行了对比,如图 13 所示,将预测起点设置在稳定退化阶段。本研究提出的多阶段 RPF 模型的失效时间为 125 min,真实的失效时间为 121 min,其预测误差为 4 min;而单一预测模型与基本粒子滤波的预测误差为 7.4 min 和 10.2 min。

预测起始点设置在快速退化阶段的 RUL 预测结果如图 14 所示,此时多阶段 RPF 模型的预测结果为 117.5 min,预测误差为 3.5 min,单一预测模型与基本粒子滤波的预测误差为 9.5 min 和 7.5 min。这是由于多阶段 RPF 模型一方面将轴承的退化过程描述的更为精确,另一方面通过对 RPF 模型的改进,考虑了粒子更新的时间尺度对滤波估计的影响,有效地提高了粒子的多样性以及估计的准确性。因此,笔者提出的多阶段 RPF 模型能够显著提高滚动轴承剩余使用寿命预测的准确度。

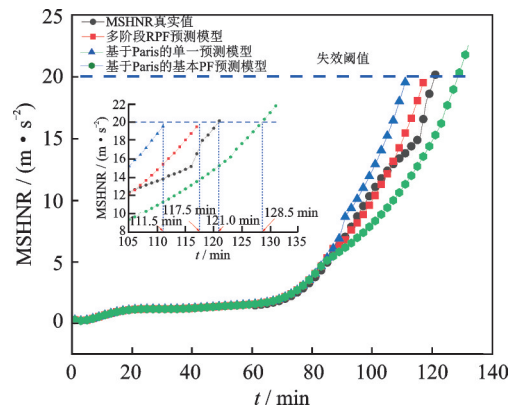


图 14 快速退化阶段的模型对比

Fig.14 Model comparison of rapid degradation stage

基于拟合优度 R^2 、均方根误差 (root mean square error, 简称 RMSE)、解释方差分 (explained variance score, 简称 EVS) 和平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, 简称 MAPE) 评价所提方法的预测效果,如表 2、表 3 所示。

从表 2 和表 3 得出的误差结果可以看出,所提方法在不同工况下得出的寿命预测结果能够较为准确地对滚动轴承的剩余使用寿命进行预测,各误差指标与其他模型相比均具有较好的效果。

表2 稳定退化阶段下不同预测模型误差对比

Tab.2 Error of different models in stable degradation stage

模型	R^2	RMSE	EVS	MAPE
多阶段RPF模型	0.950	1.164	0.961	6.110
单一预测模型	0.798	2.341	0.856	13.365
基本粒子滤波模型	0.902	1.629	0.921	9.807

表3 快速退化阶段下不同预测模型误差对比

Tab.2 Error of different models in rapid degradation stage

模型	R^2	RMSE	EVS	MAPE
多阶段RPF模型	0.976	0.710	0.977	3.787
单一预测模型	0.933	1.177	0.946	6.698
基本粒子滤波模型	0.895	1.252	0.915	6.899

4 结论

1) 本研究基于LMD和相关系数相结合进行轴承退化特征的提取,所提取的MSHNR指标能够很好地反映出轴承的退化趋势,相比于传统的有效值等指标,其对轴承的各个退化阶段具有更高的敏感性。

2) 本研究基于欧式距离实现了粒子滤波重采样过程的正则化,考虑了粒子更新的时间尺度对滤波估计的影响,有效提高了粒子的多样性以及对非线性状态的估计精度。

3) 通过试验验证得出,基于不同退化阶段的轴承寿命预测方法更加符合轴承的退化过程,相比于单一模型预测方法,能够有效提高RUL的预测可靠性。

参 考 文 献

- [1] GAO Z H, LIU Y, WANG Q J, et al. Ensemble empirical mode decomposition energy moment entropy and enhanced long short-term memory for early fault prediction of bearing[J]. Measurement, 2022,188: 110417.
- [2] LI X, MA J, WANG X D, et al. An improved local mean decomposition method based on improved composite interpolation envelope and its application in bearing fault feature extraction [J]. ISA Transactions, 2020,97: 365-383.
- [3] SUN Y H, YU J B. Fault feature extraction of rolling bearings using local mean decomposition-based enhanced sparse coding shrinkage [J]. Journal of King Saud University - Engineering Sciences, 2022,34(1):17-22.
- [4] PECHT M, JAAI R. A prognostics and health management roadmap for information and electronics-rich systems [J]. Microelectronics Reliability, 2010, 50(3): 317-323.
- [5] 于忠斌,张林,李硕,等. 基于特征融合技术的滚动轴承退化预测方法研究[J]. 阀门, 2021(6): 323-328.
YU Zhongbin, ZHANG Lin, LI Shuo, et al. Research

on rolling bearing degradation prediction method based on feature fusion technology [J]. Valve, 2021(6): 323-328. (in Chinese)

- [6] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. Deep separable convolutional network for remaining useful life prediction of machinery [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 134: 106330.
- [7] 王玉静,李少鹏,康守强,等. 结合CNN和LSTM的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021,41(3):439-446.
WANG Yujing, LI Shaopeng, KANG Shouqiang, et al. Method of predicting remaining useful life of rolling bearing combining CNN and LSTM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3): 439-446. (in Chinese)
- [8] 吕明珠,苏晓明,刘世勋,等. 风力机轴承实时剩余寿命预测新方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021,41(1):157-206.
LÜ Mingzhu, SU Xiaoming, LIU Shixun, et al. Novel method of real-time remaining useful life prediction for wind turbine bearings [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(1): 157-206. (in Chinese)
- [9] 马波,翟斌,彭琦,等. 基于不同退化阶段状态空间模型及粒子滤波的滚动轴承寿命预测[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2017, 44(3): 81-86.
MA Bo, ZHAI Bin, PENG Qi, et al. Useful life prediction of rolling element bearings based on a particle filtering model and the state space model at different degradation stages [J]. Journal of Beijing University of Chemical Technology (Natural Science), 2017, 44(3): 81-86. (in Chinese)
- [10] 梁竞之. 滚动轴承的故障监测与状态管理系统研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- [11] 刘梦菱,秦岭. 基于正则化的高斯粒子滤波算法[J]. 计算技术与自动化, 2014, 33(1): 69-72.
LIU Mengling, QIN Ling. Gaussian particle filter algorithm based on regularization [J]. Computing Technology and Automation, 2014, 33(1): 69-72. (in Chinese)
- [12] 钱宇宁. 机械系统旋转部件退化跟踪与故障预测方法研究 [D]. 南京: 东南大学, 2015.



第一作者简介:徐仁义,男,1993年4月生,博士生。主要研究方向为核动力旋转设备的健康管理与故障预测。曾发表《An improved regularized particle filter for remaining useful life prediction in nuclear plant electric gate valves》(《Nuclear Engineering and Technology》2022, No.54)等论文。

E-mail: 2684943100@qq.com

通信作者简介:王航,男,1990年3月生,副教授。主要研究方向为核动力装置智能运维技术。

E-mail: heuwanghang@hrbeu.deu.cn