

TE-PF 及其在轴承寿命预测中的应用*

罗 鹏^{1,2}, 胡芑庆^{1,2}, 沈国际^{1,2}, 张 伦^{1,2}

(1. 国防科技大学智能科学学院 长沙, 410072)

(2. 国防科技大学装备综合保障技术重点实验室 长沙, 410072)

摘要 针对构建科学的预测模型以及估计合适的模型参数是极大限制粒子滤波(particle filter, 简称PF)方法计算效率与稳定性的瓶颈问题,提出了一种基于轨迹强化粒子滤波(trajjectory enhanced particle filter, 简称TE-PF)的滚动轴承剩余使用寿命(remaining useful life, 简称RUL)预测方法。从退化速率跟踪和退化轨迹强化的角度出发,构建了一种面向PF方法的通用预测模型,利用历史样本以及粒子生成样本的退化趋势信息,有效指导通用预测模型的参数估计,最终获取多信息融合的轨迹增强预测模型。实验结果表明,相较于已有方法,TE-PF方法具有更高的计算效率与更强的趋势预测稳定性,观测样本累积情形下能够获取置信区间内较高的预测精度。

关键词 滚动轴承;剩余使用寿命预测;退化速率跟踪;轨迹强化粒子滤波

中图分类号 TH17

引 言

科学的机械设备健康状态监测能够有效提升装备的安全性能与经济效益,随着工程装备的大型化以及复杂化,工程实际对装备健康状态的智能监测提出了更高的要求。基于此,旋转机械预测与健康管 理(prognostics and health management, 简称PHM)理念成为领域关注重点^[1-2]。滚动轴承在状态监测^[3]、故障诊断^[4]以及退化状态识别^[5]领域得到广泛应用,但是在RUL预测领域开展的研究工作相对不多^[6-7]。滚动轴承RUL预测能够有效避免设备在过度使用情形下,因提前到寿而出现的突发性故障,极大地降低了由此引发灾难性事故的风险^[8]。

近年来,国内外相关学者围绕如何有效开展RUL预测工作进行了一定研究,提出了基于物理模型的预测方法、基于数据驱动的预测方法以及混合预测方法。大多数预测方法仅给出一个预测结果,工程实际意义不够显著。因此,如何给出某一置信度下的RUL预测结果成为研究学者关注的重点。Orchard等^[9]提出的粒子滤波方法能够获取拥有不确定性评估下的预测结果,在RUL预测领域应用较广。王美男等^[10]提出了一种基于退化轨迹的设备RUL预测方法。Qian等^[11]针对粒子退化现象,提出

了增强粒子滤波方法。基于PF的预测方法不用过于关注研究对象的失效机理,且能够给出不确定性评估结果,但PF方法仍然面临计算量大、预测模型选择难以及计算结果不稳定的问题。如何构建合适的预测模型一直是RUL预测相关研究学者关心的难点问题。范彬等^[12]提出了退化速率跟踪粒子滤波(degradation rate tracking-based particle filter, 简称DRT-PF)方法。该方法将预测模型参数定位为轴承状态退化速率,极大地提升了预测效率,但 t 时刻的预测模型参数仅与 t 时刻的退化指标观测值有关。预测起始点处于微突变阶段时,DRT-PF方法将出现预测模型参数估计失真问题。如果预测模型参数仅局限于当前时刻观测样本,容易造成预测模型偏离研究对象实际整体退化趋势,因此 t 时刻的预测模型参数由当前已知观测样本的整体退化趋势决定。

现有PF方法在粒子重采样过程中没有有效利用历史观测样本以及粒子生成样本的趋势信息。笔者从充分利用当前预测对象趋势信息角度出发,在预测模型参数更新过程中,综合考量已有样本的整体退化趋势信息,有效避免当前时刻异常样本幅值微突变导致的模型失真问题,提出TE-PF方法,并基于轴承全寿命退化数据开展方法对比验证。

* 国家自然科学基金资助项目(51975576);国防基础科研计划资助项目(WDZC20205500301)

收稿日期:2022-01-12;修回日期:2022-03-01

1 传统PF方法简介

粒子滤波方法是一种基于蒙特卡洛采样的递归贝叶斯估计方法,该方法通过一系列样本观测值 $y_{1:k} = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 来递推估计该系统当前状态或系统退化模型参数。一般而言,粒子滤波方法需要建立动态系统的状态转移方程和测量方程分别为

$$x_k = f(x_{k-1}, a_k, \omega_k) \tag{1}$$

$$y_k = h(x_k, \eta_k) \tag{2}$$

其中: x_k 和 y_k 分别为系统在 k 时刻的状态值以及观测值; a_k 为模型参数; ω_k 和 η_k 分别为 k 时刻的状态噪声以及测量噪声。

基于PF方法开展RUL预测的方式更为简单直接,其基本步骤如下。

- 1) 提取合适的HI。
- 2) 建立科学的退化模型。
- 3) 建立状态转移方程和量测方程

$$\begin{cases} a_k = a_{k-1} + \omega_a, \omega_a \sim N(0, \sigma_a) \\ b_k = b_{k-1} + \omega_b, \omega_b \sim N(0, \sigma_b) \\ \dots \end{cases} \tag{3}$$

$$h_k = f(\theta_k, k) + \eta, \eta \sim N(0, \sigma_0) \tag{4}$$

其中: $\theta_k = [a_k, b_k, \dots]$ 为 k 时刻退化模型参数向量; h_k 为 k 时刻获取的观测值; ω_a, ω_b 和 η 分别为服从高斯分布的随机变量; σ_a, σ_b 以及 σ_0 分别为上述3个变量的高斯分布方差。

4) 基于PF方法开展退化模型参数估计。假设系统共有 K 个观测样本,在每个 k 时刻 ($k=1, 2, \dots, K$) 基于观测样本进行先验概率更新。

5) 基于预测模型的RUL外推预测。基于参数更新的预测模型开展研究对象RUL外推预测,获取多粒子到达设定阈值的时间以及粒子数。

6) 预测结果不确定性评估。

传统PF方法的特点在于能够给出不确定性评估下的预测结果,然而面临如何构建普适性较强的预测模型,且预测结果受限于粒子更新状态,预测方法的稳定性和预测效率有待进一步提升。

2 趋势强化粒子滤波方法

研究对象退化过程中,相邻2个时序观测样本之间的退化趋势可以近似为线性退化,基于轴承退化速率构建的预测模型为

$$x_k = a_{k-1} x_{k-1} \tag{5}$$

$$y_k = x_k + \omega_k \tag{6}$$

其中: y_k 为观测值; x_k 为状态值; ω_k 为观测误差; a_{k-1} 为退化状态的退化速率,即 $a_{k-1} = x_k/x_{k-1}$ 。

这种预测模型针对平稳渐变退化过程有着较好的趋势表征能力,但针对非平稳退化过程,将出现较为严重的趋势失真现象。因此,该预测模型的参数更新方式需进行调整和改进。笔者提出的TE-PF预测方法整体流程如图1所示。

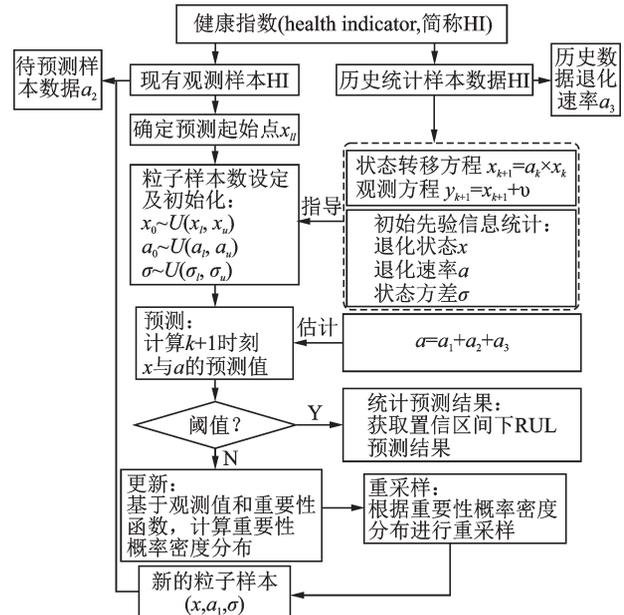


图1 TE-PF预测方法整体流程

Fig.1 Overall flow of TE-PF method

TE-PF方法中的预测模型参数 a 由3部分组成,即

$$a = a_1 + a_2 + a_3 \tag{7}$$

其中: a_1 为现有观测样本以及粒子生成样本退化速率回归预测值; a_2 为现有观测样本以及生成样本的退化速率; a_3 为历史观测数据退化速率。

$a_i (i \in [1, 2, 3])$ 是计算多个之前时刻的状态退化速率值并加权融合,按照距离当前时刻越近的退化速率值赋大权值,距离越远,权值越小。 a_i 的计算表达式为

$$a_i^{k-1} = w_1 \frac{x_2}{x_1} + w_2 \frac{x_3}{x_2} + \dots + w_{k-2} \frac{x_{k-1}}{x_{k-2}}$$

$$(w_1 \leq w_2 \leq \dots \leq w_{k-2}; w_1 + w_2 + \dots + w_{k-2} = 1)$$

(8)

TE-PF方法最为核心的思想在于充分利用轨迹退化过程的不可逆性与一致性。相较于DRT-PF方法,TE-PF方法通过多方面信息综合估计预测模型参数,外推预测研究对象当前状态下的RUL,并给出预测结果的不确定性评估概率密度分布,为设

备维护提供有效的决策建议。

3 实验验证

3.1 基于不同故障程度轴承数据集的实验验证

为了验证 TE-PF 方法 RUL 预测性能,进行滚动轴承退化实验。现有滚动轴承全寿命公开数据集一般通过加速退化形式获取,其过程不可控因素较多。与现有滚动轴承全寿命加速退化实验不同,本实验采用的是更换不同故障程度的同型号、同故障

类型滚动轴承方法来获取多段轴承故障退化数据,继而获取轴承近似全寿命退化数据。实验平台与轴承外圈故障程度如图 2 所示。本次实验共更换 10 组不同外圈故障程度的滚动轴承,轴承外圈故障切槽宽度分别为 0.2, 0.42, 0.8, 1.02, 1.4, 1.7, 2.17, 2.3, 2.71 和 3.29 mm,切槽深度为 0.3 mm。各组故障轴承工作转速为 1 800 r/min,数据采样频率为 25.6 kHz,单个样本采样时长 20 s,按照故障程度递增关系拼接获取 200 s 时长轴承退化数据。计算平台相关参数为处理器型号为 Intel(R) Core(TM) i7-10750H CPU @ 2.60GHz 2.59 GHz。

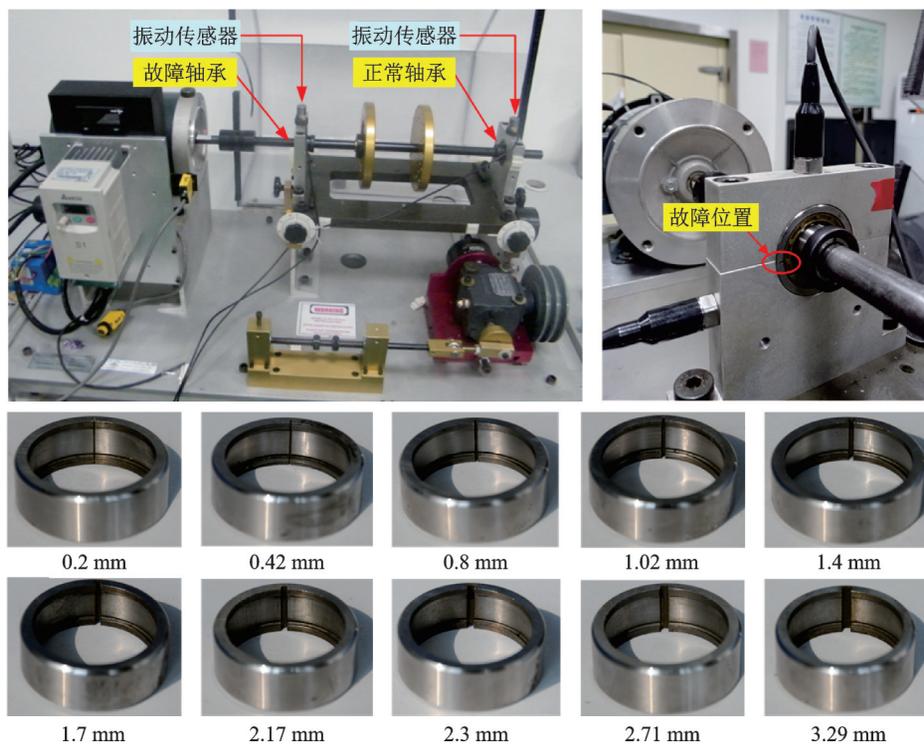


图2 实验平台与轴承外圈故障程度

Fig.2 Experimental platform and fault degrees of bearing outer ring

随着故障程度的增加,旋转机械振动信号中的冲击能量随之增加。针对渐变型退化模式下的轴承 RUL 预测,感知获取的振动信号幅值能够在一定程度上反映出轴承故障退化程度。因此,选取振动烈度 V_{rms} 作为表征轴承退化状态的健康指数,其表达式为

$$V_{rms} = \frac{1}{\sqrt{2} \pi f_s} \sqrt{\sum_{k=1}^m \left(\frac{|X(k)|}{k} \right)^2} \quad (9)$$

其中: $X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j2\pi kn/N}$, $k=0, 1, \dots, N$; f_s 为采样频率; $x(n)$ 为振动加速度信号; N 为单个样本采样点数; $m = N/f_s$ 。

图 3 为基于全寿命退化数据提取的振动烈度波形。需要对提取的振动烈度进行平滑预处理,原始振动烈度与预处理之后的振动烈度如图 4 所示。

如图 4 可知,经过平滑处理之后的 HI 仍会出现微突变阶段(以标记处 45 s 以及 120 s 为例)。当预

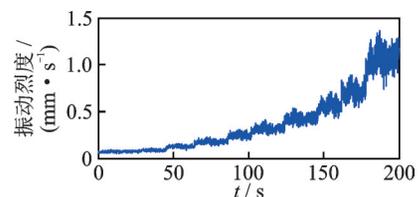


图3 基于全寿命退化数据提取的振动烈度波形

Fig.3 Vibration intensity waveform extracted from whole-life degradation data

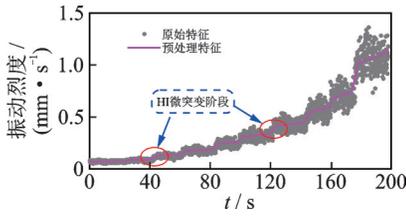


图 4 原始振动烈度与预处理之后的振动烈度

Fig.4 Original vibration intensity and vibration intensity after pretreatment

测起始时间处于该阶段时,传统的 PF 方法以及 DRT-PF 方法将出现趋势误导,导致预测模型失真。为了验证笔者提出方法的优越性,重点开展微突变阶段处的 RUL 预测。

传统 PF 方法拟采用趋势跟踪能力更强的双指数模型为

$$x = a \exp(bt) + c \exp(dt) + \delta \quad (10)$$

基于历史先验数据获取式(10)各参数的初始分布区间分别为 $a \in [1 \times 10^{-10}, 1 \times 10^{-3}]$, $b \in [0.005, 0.03]$, $c \in [0.2, 0.3]$, $d \in [1 \times 10^{-4}, 3 \times 10^{-3}]$, $\delta \in [0.01, 0.1]$ 。获取 DRT-PF 方法预测模型初始参数分布,初始分布区间为 $a \in [1, 1.03]$, $\delta \in [0.005, 0.1]$ 。

为了更直观地表现出 RUL 估计结果的概率分布情况,后续预测图形中的概率分布曲线经过适当比例放大与平移。设概率密度分布函数为 $f(x)$,横坐标为 x ,则

$$\int f(x) dx = 1 \quad (11)$$

经平移放大的概率密度分布函数 $f_{\text{new}}(x)$ 表达式为

$$f_{\text{new}}(x) = f(x) [0.2/f(x)] + \text{thres} \quad (12)$$

其中:thres 为设定的失效阈值,定为 1。

分别将预测起始点选在第 45 s 以及 120 s,获取 3 种粒子滤波预测方法的预测结果如图 5~10 所示。图 5~7 为预测起始点为 45 s 时对应的预测结果。当观测样本长度增加至 120 s 时,3 种预测方法的预测效果显著提升。

为了分析 3 种粒子滤波方法的性能,在不同观测样本时长下各方法预测性能对比如表 1 所示。

预测精度计算表达式为

$$A = |T_{\text{prediction}} - T_{\text{actual}}| / T_{\text{actual}} \quad (13)$$

其中: $T_{\text{prediction}}$ 和 T_{actual} 分别为预测失效时间与实际失效时间。

从表 1 可知,随着观测样本长度的增加,3 种预测方法的预测精度都有所提升,计算时长也随之增加。在面对微突变阶段的 RUL 预测问题时,相较于传统 PF 方

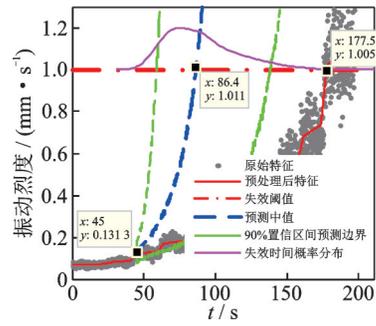


图 5 观测样本时长 45 s 下传统 PF 方法的预测结果

Fig.5 Prediction results of original PF method under 45 s observation sample duration

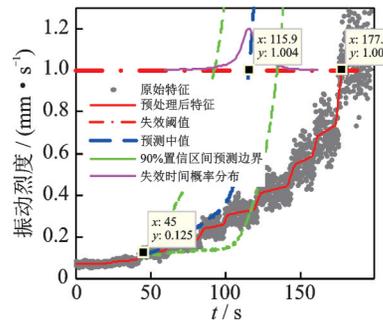


图 6 观测样本时长 45 s 下 DRT-PF 方法的预测结果

Fig.6 Prediction results of DRT-PF method under 45 s observation sample duration

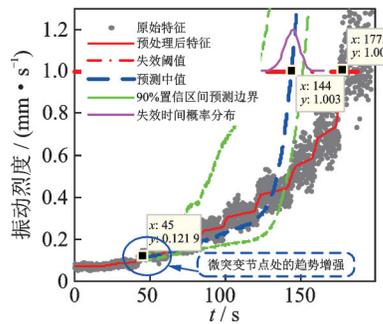


图 7 观测样本时长 45 s 下 TE-PF 方法的预测结果

Fig.7 Prediction results of TE-PF method under 45 s observation time

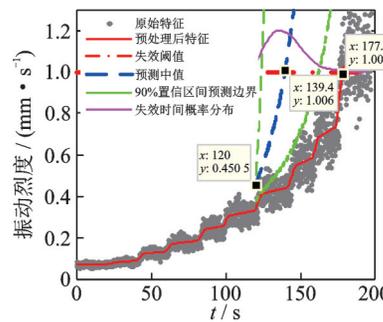


图 8 观测样本时长 120 s 下传统 PF 方法的预测结果

Fig.8 Prediction results of original PF method under 120 s observation time

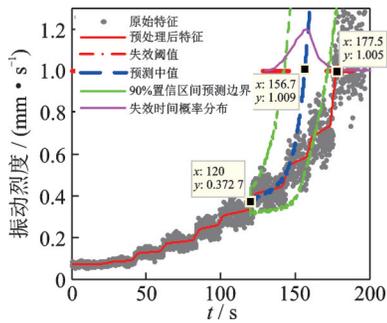


图9 观测样本时长120 s下DRT-PF方法的预测结果

Fig.9 Prediction results of DRT-PF method under 120 s observation time

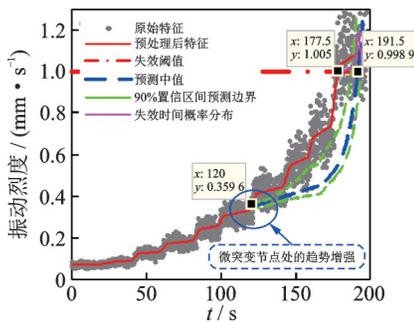


图10 观测样本时长120 s下TE-PF方法的预测结果

Fig.10 Prediction results of TE-PF method under 120 s observation time

表1 不同观测样本时长下各方法预测性能对比

Tab.1 Comparison results of prediction performance of different methods under different observation sample duration

方法	观测样本时长 45 s		观测样本时长 120 s	
	预测精度/%	计算时长/s	预测精度/%	计算时长/s
传统 PF	48.68	12.78	78.54	13.42
DRT-PF	65.30	14.31	88.28	19.16
TE-PF	81.13	15.41	92.11	18.31

法,DRT-PF方法以及TE-PF方法在预测精度上略胜一筹。当观测样本长度增加至120 s时,基于TE-PF的预测方法在90%置信区间下预测中值的精度能够高达92.11%。可见,相较于PF方法和DRT-PF方法,笔者提出的TE-PF方法性能最为理想。

3.2 基于公开轴承退化数据集的实验验证

为了进一步验证TE-PF方法在轴承退化公开数据集上的预测性能,笔者基于IEEE PHM2012挑战赛轴承全寿命公开数据集,进行3种预测方法性能对比验证。实验参数如下:转速为1 800 r/min,采样频

率为25.6 kHz,采样间隔为10 s,单个样本采样时长为0.1 s。公开数据集中的Bearing1-1数据集、Bearing1-3数据集以及Bearing1-4数据集因具有相对平稳的渐变趋势性,故选为方法验证对象。图11为3个数据集的原始时域波形以及提取的振动烈度。以轴承数据集Bearing1-1和数据集Bearing1-4为训练集,获取相关的先验知识。针对Bearing1-3轴承数据集开展预测测试,分析3种预测方法的性能。

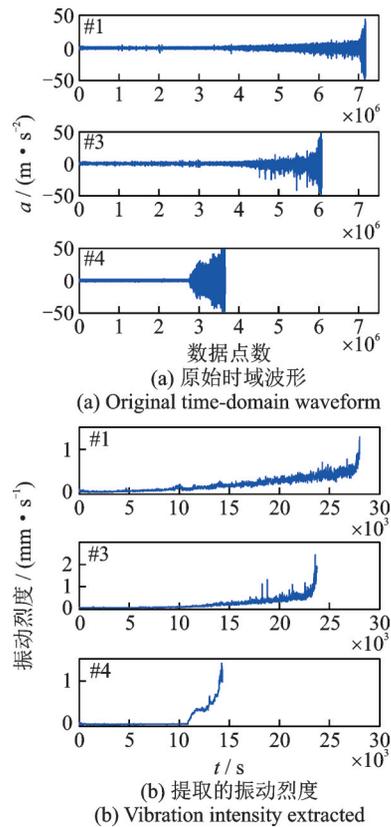


图11 原始时域波形以及提取的振动烈度

Fig.11 Original time-domain waveform and vibration intensity extracted

以Bearing1-1数据集为例,原始特征以及预处理之后的特征如图12所示。经过平滑处理之后的HI会出现微突变阶段(以标记处2 700 s以及10 400 s为例)。为了验证笔者提出的TE-PF方法的优越性,重点开展微突变阶段处的RUL预测。

图13~15分别为观测样本时长为2 700 s时的传统PF方法、DRT-PF方法以及TE-PF方法的预测结果。受限于样本观测长度,各粒子滤波方法获取的预测精度不是很高。相较于传统PF方法,DRT-PF方法以及TE-PF方法能够在初始外推阶段的趋势跟踪能力相对较强。当样本观测时长为10 400 s时,传统PF方法、DRT-PF方法以及TE-PF方法获取的预测结果分别如图16~18所示。相较于

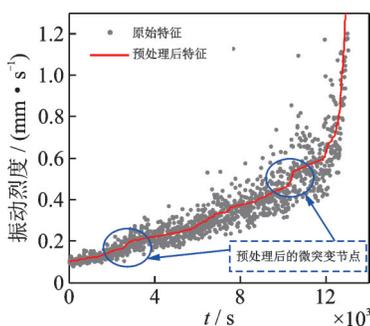


图 12 原始特征以及预处理之后的特征

Fig.12 Original features and features after pretreatment

DRT-PF 方法以及 TE-PF 方法,传统 PF 方法仍然在外推起始阶段的预测模型调整上出现较大偏差,而 DRT-PF 方法在面对大一点的 HI 幅值突变时,其趋势跟踪性能低于 TE-PF 方法。

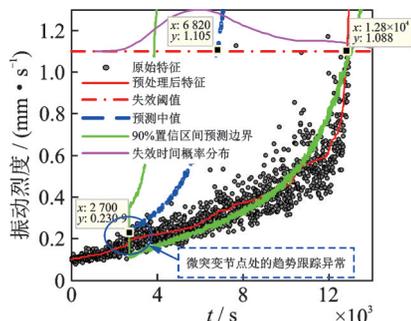


图 13 观测样本时长为 2 700 s 时传统 PF 方法的预测结果

Fig.13 Prediction results of the original PF method under 2 700 s observation time

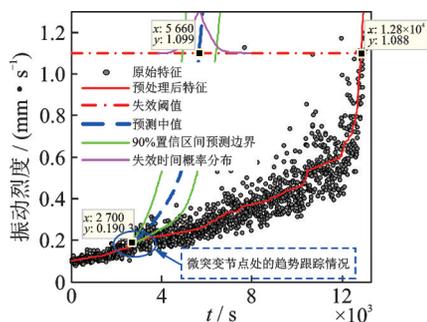


图 14 观测样本时长为 2 700 s 时 DRT-PF 方法的预测结果

Fig.14 Prediction results of DRT-PF method under 2 700 s observation time

不同观测样本时长下各 PF 方法预测性能对比如表 2 所示。相较于传统 PF 方法,DRT-PF 方法与 TE-PF 方法得益于预测模型参数维度较低的优势,计算效率相对较高。笔者提出的 TE-PF 方法兼顾预测精度以及计算效率优势,在面对 HI 幅值微突变情形下的 RUL 预测问题时,具有更好的综合趋势预测性能。

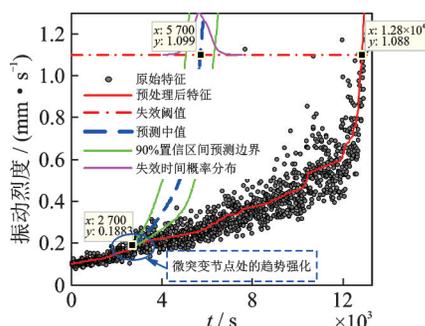


图 15 观测样本时长为 2 700 s 时 TE-PF 方法的预测结果

Fig.15 Prediction results of TE-PF method under 2 700 s observation time

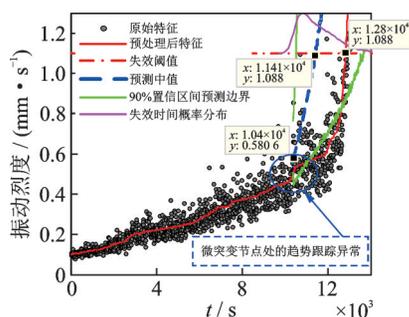


图 16 观测样本时长为 10 400 s 时传统 PF 方法的预测结果

Fig.16 Prediction results of the original PF method at 10 400 s

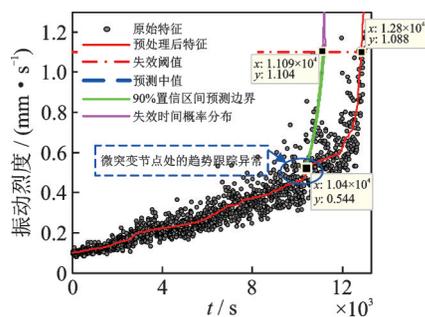


图 17 观测样本时长为 10 400 s 时 DRT-PF 方法的预测结果

Fig.17 Prediction results of DRT-PF method under 10 400 s observation time

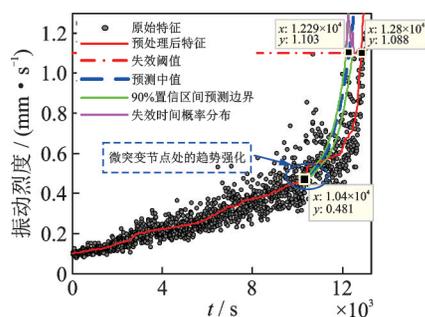


图 18 观测样本时长为 10 400 s 时 TE-PF 方法的预测结果

Fig.18 Prediction results of TE-PF method under 10 400 s observation time

表2 不同观测样本时长下各PF方法预测性能对比

Tab.2 Comparison results of PF prediction performance under different observation sample duration

方法	样本时长 2 700 s		样本时长 10 400 s	
	预测精度/%	计算时长/s	预测精度/%	计算时长/s
传统PF	53.28	14.29	89.14	11.85
DRT-PF	44.22	4.12	86.64	5.82
TE-PF	44.53	4.03	96.02	7.16

4 结束语

针对滚动轴承 RUL 预测问题,提出了一种 TE-PF 方法。针对传统 PF 方法预测模型参数维度较大且普适性不强的问题,开展了预测模型构建与参数估计方法研究。针对 DRT-PF 方法受 HI 幅值微突变影响较大的问题,充分利用历史趋势信息,进行轨迹强化方法研究,将历史观测样本与粒子生成样本的趋势信息进行加权融合,综合决策估计更为科学的预测模型参数,进而获取精度更高的预测结果。实验结果表明,相较于传统 PF 方法以及 DRT-PF 方法,在处理滚动轴承 HI 幅值微突变情形下的 RUL 预测问题时,笔者提出的 TE-PF 方法具有更为理想的综合性能,能够为工程实际下的滚动轴承 RUL 预测问题提供较好的方法借鉴。

参 考 文 献

- [1] LUO P, HU N, ZHANG L, et al. Improved phase space warping method for degradation tracking of rotating machinery under variable working conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 157: 107696.
- [2] 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.
- [3] ZHAO D Z, WANG T Y, CHU F L. Deep convolutional neural network based planet bearing fault classification [J]. Computers in Industry, 2019, 107: 59-66.
- [4] DONG S J, LUO T H. Bearing degradation process prediction based on the PCA and optimized LS-SVM model [J]. Measurement, 2013, 46(9): 3143-3152.
- [5] ZHANG B, ZHANG S, LI W. Bearing performance degradation assessment using long short-term memory recurrent network [J]. Computers in Industry, 2019, 106: 14-29.
- [6] LI X, ZHANG W, DING Q. Deep learning-based

remaining useful life estimation of bearings using multi-scale feature extraction [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 182: 208-218.

- [7] HINCHI A Z, TKIOUAT M. Rolling element bearing remaining useful life estimation based on a convolutional long-short-term memory network [J]. Procedia Computer Science, 2018, 127: 123-132.
- [8] PENG L, NIAOQING H, LUN Z, et al. Research on indicator extraction method for fault diagnosis and prognosis [C] // 2021 7th International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations (CMMNO). Guangzhou, China: IEEE, 2021: 305-309.
- [9] ORCHARD M, WU B, VACHTSEVANOS G. A particle filtering framework for failure prognosis [C] // World Tribology Congress III. Washington DC, USA: ASME, 2005: 883-884.
- [10] 王美男, 牛伟, 赵洋洋, 等. 基于退化轨迹的增强粒子滤波设备剩余寿命预测方法 [J]. 信息技术与信息化, 2021(6): 59-61.
WANG Meinan, NIU Wei, ZHAO Yangyang, et al. Residual life prediction method of enhanced particle filter based on degradation trajectory [J]. Information Technology & Informatization, 2021(6): 59-61. (in Chinese)
- [11] 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.
- [12] 范彬, 胡雷, 胡鸢庆. 退化速率跟踪粒子滤波在剩余使用寿命预测中的应用 [J]. 国防科技大学学报, 2015, 37(3): 161-166.
FAN Bin, HU Lei, HU Niaoqing. Remaining useful life prediction based on degradation rate tracking particle filter [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2015, 37(3): 161-166. (in Chinese)



第一作者简介:罗鹏,男,1989年9月生,博士生。主要研究方向为状态监控与故障诊断。曾发表《Improved phase space warping method for degradation tracking of rotating machinery under variable working conditions》(《Mechanical Systems and Signal Processing》2021, Vol. 157) 等论文。

E-mail: yzluopeng@163.com

通信作者简介:张伦,男,1991年1月生,博士、副教授。主要研究方向为状态监控与故障诊断。

E-mail: zhanglun@nudt.edu.cn