

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306936

基于形态波动一致性偏移距离的滚动轴承 剩余寿命预测方法*

秦 娅¹ 马 军^{1,2} 熊 新^{1,2} 朱江艳¹

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500;

2. 昆明理工大学云南省先进装备智能控制及应用国际联合实验室 昆明 650500)

摘 要:针对滚动轴承完全失效阈值的设置多根据人工经验选取、退化轨迹适配忽略时间序列整体形态趋势变化的问题,提出一种基于形态波动一致性偏移距离的滚动轴承失效阈值设置与剩余寿命预测方法。首先,引入前向差分(FD)对振动信号进行预处理,并对处理后的信号计算均方根(RMS)值作为退化指标(DI);其次,融合双指数模型对DI曲线进行拟合确定最终参考轴承的完全失效阈值(TFT),降低TFT的设置偏差;最后,利用形态波动一致性偏移距离(MFCDD)计算DI曲线相似度,完成对测试轴承失效阈值的设置,并利用粒子滤波更新双指数模型完成滚动轴承的剩余使用寿命(RUL)预测。在XJTY-SY数据集上的实验结果表明,滚动轴承RUL预测的score得分较动态时间规整匹配方法、卷积神经网络-双向长短期记忆网络预测方法分别提升了82.97%和73.64%;在PHM2012数据集上的实验结果表明,滚动轴承RUL预测的score得分较动态时间规整匹配方法、卷积神经网络-双向长短期记忆网络预测方法、长短期记忆-自注意力机制预测方法分别提升了99.99%、60.65%和99.90%。

关键词: 滚动轴承;失效阈值;双指数模型;剩余寿命预测

中图分类号: TN911.7;TH133.3

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.1520;510.4030

Residual life prediction method of rolling bearing based on morphology fluctuation conformance deviation distance

Qin Ya¹ Ma Jun^{1,2} Xiong Xin^{1,2} Zhu Jiangyan¹

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China; 2. Yunnan International Joint Laboratory of Intelligent Control and Application of Advanced Equipment, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

Abstract: Aiming at the problem that the setting of the complete failure threshold of rolling bearings is mostly selected according to artificial experience, and the degradation trajectory adaptation ignores the overall morphological trend change of the time series, a method for setting the failure threshold and predicting the remaining life of rolling bearings based on the consistent offset distance of morphological fluctuation is proposed. Firstly, the forward difference (FD) is introduced to preprocess the vibration signal, and the root mean square (RMS) value of the processed signal is calculated as the degradation indicator (DI). Secondly, the double exponential model is used to fit the DI curve to determine the total failure threshold (TFT) of the final reference bearing, so as to reduce the setting deviation of TFT. Finally, the similarity of the DI curve is calculated by using the morphology fluctuation conformance deviation distance (MFCDD) to complete the setting of the failure threshold of the test bearing, and the remaining useful life (RUL) prediction of the rolling bearing is completed by using the particle filter to update the double exponential model. The experimental results on the XJTY-SY dataset show that the score of rolling bearing RUL prediction is 82.97% and 73.64% higher than that of dynamic time warping matching method, convolutional neural network and bidirectional long short-term memory network prediction method, respectively. The experimental results on the PHM2012 dataset show that the score of rolling bearing RUL prediction is 99.99%, 60.65% and 99.90% higher than that of dynamic time warping matching method, convolutional neural network and bidirectional long-term and short-term

收稿日期: 2023-10-05 Received Date: 2023-10-05

* 基金项目: 国家自然科学基金(62163020, 62173168)、云南省重大科技专项项目(202202AD080005)、云南省基础研究计划项目(202101BE070001-055)资助

memory network prediction method, long-term and short-term memory and self-attention mechanism prediction method.

Keywords: rolling bearings; failure threshold; double exponential model; RUL prediction

0 引言

随着我国工业的快速发展,旋转机械装备的使用环境日趋复杂,作业条件也日趋严苛。一旦发生故障,轻则导致设备停机,产生很高的维护费用;重则威胁人身安全,对社会及环境造成不可逆的危害^[1]。滚动轴承作为旋转机械设备中的关键基础件,素有“工业关节”的美誉^[2],通过对轴承的工作状态进行有效监测^[3],及时准确地预测其剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)^[4],对保障机械设备的安全可靠运行、延长机器的使用寿命、减少经济损失等有着十分重大的作用^[5]。

受外在环境变化和偶然因素突然袭击等影响,构建滚动轴承性能衰退物理模型的普适性较差。因此,利用运行状态监测数据构建退化指标(degradation indicators, DI),并采用智能网络或模型将DI外推至完全失效阈值(total failure threshold, TFT),逐渐成为滚动轴承RUL预测的主流研究方法。然而,已有的基于数据的滚动轴承寿命预测方法,大都是人工设定失效阈值。Lei等^[6]通过加权最小量化误差(WMQE)建立训练轴承的健康指标来表征其退化状态,并基于该指标将测试轴承的故障阈值统一设定为0.6,最后通过粒子滤波算法来实现轴承的RUL预测。Mao等^[7]以20 g的振动加速度为失效阈值,利用最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)训练模型并结合迁移学习进行轴承的RUL预测。康守强等^[8]结合双向长短期记忆网络(Bi-LSTM),将滚动轴承的寿命百分比用作训练的标签值,统一将测试轴承的失效阈值设置为1。

事实上,在实际工程应用中,由于轴承个体的差异以及工作环境的差异,即使处于相同工况下,轴承的退化趋势也可能呈现出差异。同时,不同工况下的轴承可能呈现出相似的退化趋势。故也有学者基于退化轨迹相似匹配的思想开展有关研究,旨在根据轴承自身退化趋势动态确定失效阈值,以此实现失效阈值的自适应设置。Li等^[9]将模糊隶属度作为样本间相似性衡量标准,将参考数据库中各个参考轨迹模式的失效阈值作为测试轨迹对应不同相似模式下的失效阈值,并以不同的相似度确定不同的权重,最终以加权求和的方式得到RUL估计值,获得了更具鲁棒性的结果。闫康^[10]采用AP聚类算法,将具有相似退化轨迹的轴承归为同一类别,并将该类别中训练轴承的失效阈值用作测试轴承的失效阈值。然而,上述方法需要统一样本长度,并且更加注重时间序列在特定时间点上的对应关系,而忽略了时间序列的整体

形态趋势变化。同时使用平均法和插值法等方法统一样本长度,虽然可以确保长度一致,但也会导致样本失去原本的时间信息。刘小峰等^[11]利用动态时间规整(dynamic time warping, DTW)方法,实现对不同长度的轴承退化序列的相似度量,并以与测试轴承相似度最高的全寿命轴承作为参考,以其失效阈值作为该测试轴承的参考失效阈值。该方法一定程度上提升了轴承寿命预测的精度。但DTW对数值变化具有较高的敏感性,同时其计算复杂度也较高,限制了其应用于高维的时序分析。

针对以上存在的问题,本文在兼顾考虑滚动轴承退化序列在时间点上的对应关系及从整体上观察序列的形态趋势变化的情况下,提出了基于形态波动一致性偏移距离的滚动轴承失效阈值设置与剩余寿命预测方法。主要贡献是:

1) 提出了基于FD-RMS构建DI曲线并结合双指数模型拟合的TFT设置方法,解决参考轴承DI曲线在最终寿命时间点上出现异常畸变问题,从而降低了TFT的设置偏差。

2) 融合形态波动一致性偏移距离(morphology fluctuation conformance deviation distance, MFCDD)进行测试轴承与参考轴承退化轨迹间的相似度量,提高度量效率的同时可兼顾考虑滚动轴承退化序列在时间点上的对应关系,并能从整体上观察序列的形态趋势变化,实现性能退化曲线的最优适配,为测试轴承的RUL预测提供较为准确的参考TFT值,避免了人为设置失效阈值的主观性和盲目性,实现了失效阈值的自适应设置。

3) 基于西安交通大学机械工程学院与浙江长兴昇阳科技有限公司(昇阳科技)联合实验室所提供的滚动轴承全寿命数据集和法国弗朗什-孔泰大学FEMTO研究所提供的IEEE PHM 2012挑战赛滚动轴承全寿命数据集,完成了与DTW匹配方法的RUL预测结果及算法运行效率的对比实验,同时也与卷积神经网络-双向长短期记忆网络预测方法^[12]、长短期记忆-自注意力机制预测方法的剩余寿命预测方法^[13]进行了对比,验证了所提方法的有效性。

1 性能退化指标构建

1.1 基于FD-RMS的性能退化指标构建

为获取振动信号在时间上的瞬时变化情况,获得更能表征滚动轴承工作状态和性能变化趋势的退化指标,引入前向差分(forward difference, FD)计算滚动轴承振动数据在单位时间上的变化率作为后续退化指标构建的原

始样本。

前向差分的数学表示为:设 $k \in N+$, 称式(1)为一阶前向差分。

$$\Delta x(k) = x(k+1) - x(k) \quad (1)$$

其中, $\Delta x(k)$ 表示在第 k 个时间段内数据的变化量, 即差分值, $x(k+1)$ 和 $x(k)$ 分别表示第 $k+1$ 个时间点和第 k 个时间点的原始振动信号值。

同时, 融合均方根 (root mean square, RMS) 量化数据样本能量波动程度的特性^[14], 通过对 FD 计算以后的滚动轴承振动信号样本值变化率 $\Delta x(k)$ 计算 RMS, 以反映滚动轴承运行状态的变化情况。故单个滚动轴承 DI 的数学表达式为:

$$DI = x_{rms} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\Delta x(k))^2}{N}} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \text{Mon}(f) = \frac{1}{N-1} \left| \sum_k \delta(f_T(t_{k+1}) - f_T(t_k)) - \sum_k \delta(f_T(t_k) - f_T(t_{k+1})) \right| \\ \text{Corr}(f, t) = \frac{\left| N \sum_k f_T(t_k) t_k - \sum_k f_T(t_k) \sum_k t_k \right|}{\sqrt{[N \sum_k f^2(t_k) - (\sum_k f_T(t_k))^2] [N \sum_k t_k^2 - (\sum_k t_k)^2]}} \\ \text{Rob}(f) = \frac{1}{N} \sum_k \exp\left(-\left|\frac{f_R(t_k)}{f(t_k)}\right|\right) \end{cases} \quad (4)$$

其中, $\delta(\cdot)$ 是单位阶跃函数。

上述公式中, $\text{Mon}(f)$ 用相邻两个指标值差值的正负数量来刻画和表征指标曲线的单调性; $\text{Corr}(f, t)$ 通过计算指标值与时间序列之间的相关性来度量特征与时间之间的线性关系; $\text{Rob}(f)$ 则通过衡量随机项在特征值中所占的比重来反映特征对异常值的容忍度。从上述 3 个指标的计算方法可以看出, 这 3 个度量指标的取值范围为 0~1 之间, 并与被评估的特征参数呈正相关关系。

2 基于 MFCDD 的滚动轴承退化轨迹相似匹配

2.1 方法介绍

形态波动一致性偏移距离 (MFCDD) 是袁慧等^[17] 基于欧氏距离 (Euclidean distance, ED) 提出的一种新的相似性度量方法, 该方法在距离函数的基础上融合序列形态变动趋势的一致性, 引入波动幅度序列的相对偏差和秩相关系数, 降低敏感性的同时也可考察序列间的整体趋势变动, 具有低复杂性、无参数、低敏感性与全局性的特点。MFCDD 度量时间序列间相似性的具体过程如下:

假设有两条长度为 n 的时间序列 X_t 和 Y_t , 其 MFCDD 为:

其中, $\Delta x(k)$ 为差分值, N 为采样数据点数。

1.2 指标评价

在轴承退化演变的过程中, 良好的退化指标应具有时间相关性、单调性、鲁棒性 3 个特点^[15], 即特征与时间顺序应具有良好的相关性、应是一个不可逆的单调过程、同时对随机噪声应具有良好的抗干扰性。

首先使用平滑法将退化指标序列分解为平稳趋势项和随机项:

$$f(t_k) = f_T(t_k) + f_R(t_k) \quad (3)$$

其中, $f(t_k)$ 是 t_k 时刻对应的特征值, $f_T(t_k)$ 为平稳趋势项, $f_R(t_k)$ 为随机项。以下 3 个指标分别对应表示为: 时间相关性 $\text{Corr}(f, t)$ 、单调性 $\text{Mon}(f)$ 、鲁棒性 $\text{Rob}(f)$, 其计算公式如下^[15-16]:

$$\text{MFCDD}(X_t, Y_t) = e^{\frac{\sum_{t=1}^n \ln \left[\text{Max} \left(\frac{X_t}{Y_t}, \frac{Y_t}{X_t} \right) \right]}{n}} + \sqrt{\frac{\sum_{t=2}^n (X'_t - Y'_t)^2 - r(X_t, Y_t)}{n}} \quad (5)$$

其中:

$$r(X_t, Y_t) = \frac{\sum_{t=1}^n (R_{X,t} - \bar{R}_X)(R_{Y,t} - \bar{R}_Y)}{\sqrt{\sum_{t=1}^n (R_{X,t} - \bar{R}_X)^2} \sqrt{\sum_{t=1}^n (R_{Y,t} - \bar{R}_Y)^2}} \quad (6)$$

该方法评估相似性时的使用逻辑如下:

$$1) \frac{\sum_{t=1}^n \ln \left[\text{Max} \left(\frac{X_t}{Y_t}, \frac{Y_t}{X_t} \right) \right]}{n} \text{ 代表两个时间序列的相对}$$

平均偏差。该项通过计算两个时间序列在相同时刻的相对偏移量并求和, 可以直观的衡量两个时间序列间的相似性; 然后通过求取均值, 有效降低了对异常值和噪声的敏感性。如此既考虑了数据尺度的影响, 又提高了算法对数据质量的鲁棒性, 使其更具有普适性和可靠性。根据计算公式可知, 该项值越大表明两个时间序列越不相似。

2) $\sqrt{\frac{\sum_{t=2}^n (X'_t - Y'_t)^2}{n}}$ 表征波动幅度序列的相对偏差。其中 X'_t 和 Y'_t 分别表示时间序列 X_t 和 Y_t 在 t 时刻

的波动,计算公式为: $\ln\left(\frac{X_i}{X_i - 1}\right)$ 和 $\ln\left(\frac{Y_i}{Y_i - 1}\right)$ 。用波动序列间的 ED 代表 X'_i 和 Y'_i 的相对偏差。该项通过构造波动幅值序列,成功解决了使用欧氏距离等方法直接计算时间序列值时受数值大小影响的问题,降低了时间序列取值大小对相似性度量的干扰。同时引入对数将 ED 原本的乘积形式变成加和形式,使数学计算变得简单。根据计算公式可知,该项值越大表明两个时间序列越不相似。

3) $r(X_i, Y_i)$ 表征时间序列 X_i 和 Y_i 的波动趋势的一致性。式(6)中, $R_{X,i}$ 和 $R_{Y,i}$ 分别为时间序列 X_i 和 Y_i 中的对应样本在所有样本中的秩次, $\bar{R}_X$ 和 $\bar{R}_Y$ 分别为相应秩次的平均值。该项通过引入秩次来描述数据在整体分布中的相对位置,利用秩相关系数来度量两个时间序列整体分布趋势的一致性,旨在通过考察数据的相对排名,更全面地捕捉时间序列的整体特征,使得相似度的度量不仅关注数值本身,还能充分考虑数据在总体分布中的相对关系,以更准确地反映时间序列的相似程度。根据计算公式可知,该项值越大表明两个时间序列越相似。

4) 最后将两个时间序列的相对平均偏差与波动幅度序列的相对偏差相加,减去波动方向上的一致性得到时间序列 X_i 和 Y_i 在形态上的非相似程度,然后执行反对数计算,即可获得评价相似程度的最终指标,指标值越小表明两个时间序列越相似。

相较于其他距离度量方法,该方法引入波动幅度序列的计算方式形成一个新的特征序列,减轻了异常值和序列取值大小所带来的影响,能够有效完成滚动轴承退化轨迹的相似匹配。同时,该方法综合了波动幅度、欧氏距离和秩相关系数的概念,从原始时间序列的相对偏差、波动幅度序列的相对偏差和波动趋势一致性3个维度度量时间序列间的相似性,形成了一种简洁而全面的时间序列相似性度量方法,不仅能够考虑滚动轴承退化序列在时间点上的对应关系,也能从整体上观察序列的形态趋势变化。

2.2 匹配过程

基于 MFCDD 进行滚动轴承的退化轨迹相似匹配时,首先需要构建一个参考退化模式库,其中包含已知全寿命轴承的性能退化指标。然后,将测试轴承的性能退化指标与参考退化模式库中的参考轴承性能退化指标进行长度统一,并逐一计算它们之间的 MFCDD 值。最后,找出与测试轴承的退化指标具有最小 MFCDD 值的参考指标,作为最佳匹配结果。具体匹配过程如下:

1) 基于 FD-RMS 构建全寿命参考轴承的性能退化指标 DI_{train} 和测试轴承的性能退化指标 DI_{test} ;

2) 基于已知全寿命参考轴承的 DI_{train} 建立参考退化模式库;

3) 设测试轴承 DI_{test} 长度为 n ,在参考模型库中逐一从参考退化指标起始位置截取与测试轴承同等长度的参考轴承 DI_{train} ,按照式(5)、(6)计算 MFCDD,得到的 MFCDD 值即为相似值;

4) 将 MFCDD 值进行排序,找出 MFCDD 值最小对应的全寿命参考轴承即为测试轴承的最佳匹配结果,表示该参考轴承与测试轴承最为相似。

综上所述即可完成基于 MFCDD 的滚动轴承退化轨迹相似性度量。

3 基于双指数模型和 MFCDD 匹配的滚动轴承阈值设定与 RUL 预测

3.1 基于双指数模型的参考轴承失效阈值拟合

双指数模型(double exponential model, DEM)是一种在信号处理领域常用的分析和预测模型。该模型的主要用途是处理时间序列上的随机事件,并预测未来信号的趋势。与其他时间序列预测模型相比,双指数模型在具有良好的平滑性和自适应能力的同时,还能够适应不同的噪声和变化情况,有效地预测未来趋势。事实上,轴承退化趋势已被证明是一个近似指数形式的退化过程。Jin 等^[18]在轴承的退化模型回归研究中,观察到双指数模型能够有效地捕捉轴承的退化趋势,且整体误差较小,为轴承退化过程提供了良好的描述,可通过曲线拟合预测轴承运行的退化趋势。阙子俊等^[19]通过对已知轴承衰退期内健康指数数据进行拟合分析也发现双指数模型能够有效地描述轴承在衰退期间的变化情况。因此,采用双指数模型对 DI 曲线进行拟合,可以有效避免 DI 曲线在最终寿命时间点上出现端点畸变问题的同时,也利于得到最终寿命时间点上的参考完全失效阈值,降低 TFT 的设置偏差。

双指数模型表述如下:

$$Y = ae^{bt} + ce^{dt} \quad (7)$$

其中, Y 为双指数模型拟合值; t 为滚动轴承衰退时间点; a, b, c, d 为模型参数。拟合过程中,一般采用非线性最小二乘法(nonlinear least squares, NLS)来确定模型参数,即寻找一组参数,使拟合数据与原始数据之间的平方误差最小。

参考轴承的完全失效阈值即为双指数模型在最终寿命时间点上的拟合值。

$$TFT_{train} = ae^{bt_{end}} + ce^{dt_{end}} \quad (8)$$

其中, t_{end} 为参考轴承的最终寿命时间点。

3.2 基于 MFCDD 作相似匹配的测试轴承失效阈值设置

理想情况下,如果两个轴承处于相似的工作环境中,

由相同的材料制成,采用相似的制造工艺,并且经过相似的质量控制程序,在工况保持恒定的情况下,其退化模式应该相似^[20]。然而,实际工程应用中的情形更为复杂,刘小峰等^[11]通过融合 3 个不同工况下的数据集研究指出,由于轴承个体之间微小差异以及环境工况的变动,即便处于相同工作环境下,轴承的退化轨迹并不总是呈现出相似的态势,而在不同工作环境下,一些轴承的退化趋势却呈现出较大的相似性。这种相似性在退化模式中的体现表明,即使在不同的环境条件下,轴承的失效阈值也可能是相似或相同的。

因此,将与测试轴承退化轨迹具有最小 MFCDD 距离的全寿命轴承的失效阈值作为该测试轴承的参考失效阈值,以此完成测试轴承 TFT 值的设置,即:

$$TFT_{test} = TFT_{train(MFCDDmin)} \quad (9)$$

其中, $TFT_{train(MFCDDmin)}$ 为利用 MFCDD 匹配到的值最小曲线的参考轴承拟合 TFT 值。

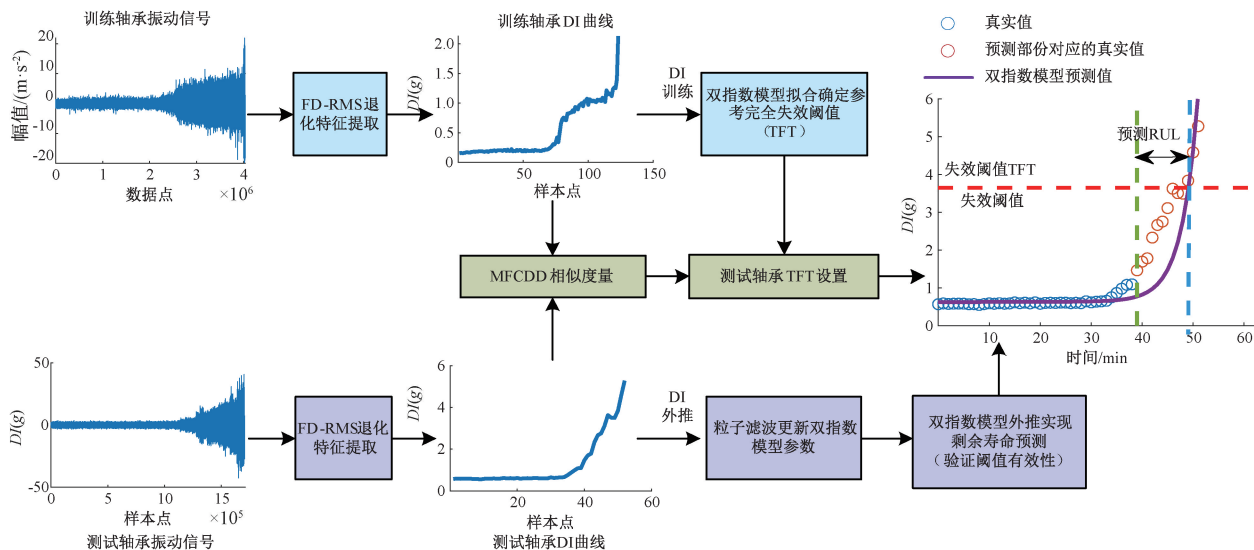


图 1 提出方法流程

Fig. 1 Proposing method flow chart

4 实验验证

为验证本文所提方法的有效性,分别采用 XJTU-SY 全寿命轴承公开数据集和 IEEE PHM 2012 全寿命轴承公开数据集开展实验验证。

4.1 XJTU-SY 轴承数据实验分析

1) 数据描述

XJTU-SY 全寿命轴承数据集由西安交通大学机械工程学院与浙江长兴昇阳科技有限公司(昇阳科技)联合实验室所提供^[21]。该数据采集所用轴承加速寿命实验平台如图 2 所示。试验轴承为 LDK UER204 滚动轴承。

3.3 基于粒子滤波算法的滚动轴承 RUL 预测

综上,本文提出融合 MFCDD 相似度和粒子滤波算法的滚动轴承 RUL 预测方法。具体包括:首先使用双指数模型对测试轴承的 DI 曲线进行拟合,采用非线性最小二乘法进行参数优化,得到初始的模型参数。然后,在粒子滤波算法的框架下,将双指数模型的参数作为状态变量,构建状态方程,同时将测试轴承的运行数据作为观测值,并使用粒子滤波算法对状态进行估计和预测。在此过程中,利用重采样等方法,可以将模型的状态进行优化和调整,有助于提高预测的精度和鲁棒性。最后,利用状态值更新,当 DI 值达到 TFT_{test} 时,认定轴承完全失效。利用达到 TFT_{test} 时的寿命值 T_f 减去当前寿命 T_c 即为测试滚动轴承的 RUL,即:

$$RUL = T_f - T_c \quad (10)$$

本文完整实现流程如图 1 所示。

试验共设计了 3 类工况,第 1 种工况,电机的转速为 2 100 r/min,负载为 12 000 N;第 2 个工况是电机速度为 2 250 r/min,负载为 11 000 N;第 3 个工况是电机速度为 2 400 r/min,负载为 10 000 N。每类工况下有 5 个滚动轴承的全寿命周期振动信号,分别标记为 B11、B12、B13、B14、B15, B21、B22、B23、B24、B25, B31、B32、B33、B34、B35。这里的 B11 代表工况 1 下的第 1 个轴承,后面的标号以此类推,数据具体情况如表 1 所示。试验中的采样频率为 25.6 k Hz,每间隔 1 min 采样一次,采样时长 1.28 s,每次采集 32 768 个数据点。本次研究中仅采用水平方向的振动数据。

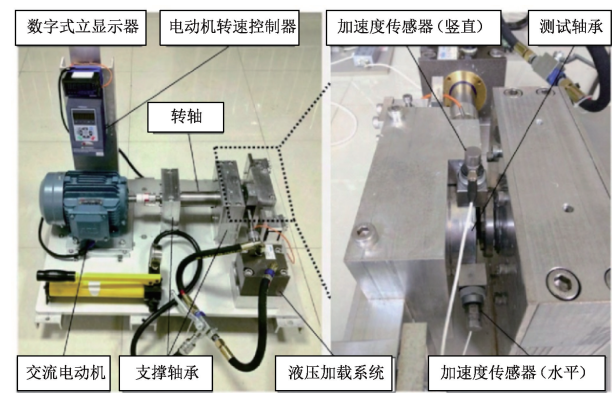


图2 XJTU-SY 轴承加速寿命实验平台

Fig.2 XJTU-SY bearing accelerated life test platform

表1 XJTU-SY 轴承数据集信息一览表

Table 1 XJTU-SY bearing data set information list			
工况	数据集	样本总数	实际寿命(最终寿命时间点)/min
1	B11	123	123
	B12	161	161
	B13	158	158
	B14	122	122
	B15	52	52
2	B21	491	491
	B22	161	161
	B23	533	533
	B24	42	42
	B25	339	339
3	B31	2 538	2 538
	B32	2 496	2 496
	B33	371	371
	B34	1 515	1 515
	B35	114	114

2) 性能退化指标构建及参考轴承 TFT 拟合

将全寿命轴承数据按照式(1)、(2)进行前向差分并计算 RMS 值,可得滚动轴承的性能退化指标 DI,然后按照式(3)、(4)评估退化指标 DI 的有效性,结果如表 2 所示。

表2 XJTU-SY 轴承数据构建的轴承退化指标性能评估

Table 2 Performance evaluation of bearing degradation index constructed by XJTU-SY bearing data

参考轴承	Corr(F, T)		Mon(F)		Rob(F)	
	差分前	差分后	差分前	差分后	差分前	差分后
B11	0.993 9	0.996 6	0.377 0	0.573 8	0.978 3	0.966 9
B12	0.997 1	0.991 6	0.350 0	0.750 0	0.972 7	0.959 8
B13	0.993 1	0.996 6	0.541 4	0.668 8	0.980 1	0.971 5
B14	0.935 8	0.933 9	0.008 3	0.041 3	0.964 6	0.969 1
B15	0.991 7	0.997 3	0.607 8	0.686 3	0.958 9	0.975 7
B21	0.998 0	0.999 1	0.000 0	0.167 3	0.972 2	0.979 8
B22	0.997 8	0.996 0	0.537 5	0.800 0	0.975 0	0.968 7
B23	0.999 1	0.997 1	0.481 2	0.443 6	0.980 6	0.967 6
B24	0.987 4	0.996 3	0.707 3	0.414 6	0.940 3	0.941 5
B25	0.998 4	0.998 9	0.491 1	0.597 6	0.981 4	0.981 6
B31	0.997 6	0.994 3	0.029 6	0.071 3	0.978 8	0.982 1
B32	0.970 4	0.962 3	0.105 4	0.378 0	0.952 7	0.929 7
B33	0.997 1	0.998 2	0.243 2	0.518 9	0.972 4	0.979 2
B34	0.998 5	0.998 8	0.026 4	0.085 9	0.963 9	0.971 0
B35	0.994 9	0.998 2	0.469 0	0.964 6	0.970 6	0.978 6
均值	0.990 1	0.990 3	0.331 7	0.477 4	0.969 5	0.968 2

由表 2 可知,与原始信号 RMS 值构成的 DI 曲线相比,经过差分后的退化指标单调性有所改善,同时,经过 FD-RMS 处理后得到的 DI 曲线,其 $\text{Corr}(F, T)$ 均值和 $\text{Rob}(F)$ 均值均接近 1,有较好的时间相关性和鲁棒性。但需要额外强调的是,从表 2 中可看出,尽管经过差分处理后单调性有所改善,但轴承 B14、B31 和 B34 的单调性仍然较差,具体问题体现将在第 4) 节中做出说明。

随机选取 B11、B12、B13、B21、B22、B23、B31、B32、B33 共 9 个全寿命周期的滚动轴承数据为参考轴承,按照式(7)利用双指数模型拟合得到的参考轴承曲线如图 3 所示。

由图 3 可知,真实值时间序列存在端点畸变问题。如图 3(a)、(e)存在较为明显的端点畸变问题,故采用双指数模型结合 NLS 对 DI 曲线进行拟合。

基于拟合参考轴承全寿命状态特征曲线得到的双指数模型,其在最终寿命时间点上的拟合值即为参考轴承的完全失效阈值,按照式(8)确定的参考完全失效阈值如表 3 所示。

表3 双指数模型拟合 XJTU-SY 数据完全失效阈值(TFT)

Table 3 The complete failure threshold (TFT) of XJTU-SY data was fitted by double exponential model			
参考轴承	最终寿命时间点/ min	双指数模型拟合确定的 TFT_{train} /	
		g	
B11	123	2.306 5	
B12	161	4.619 5	
B13	158	4.175 2	
B21	491	5.468 9	
B22	161	3.094 3	
B23	533	3.838 5	
B31	2538	3.666 5	
B32	2496	2.771 8	
B33	371	6.425 7	
-	-	-	

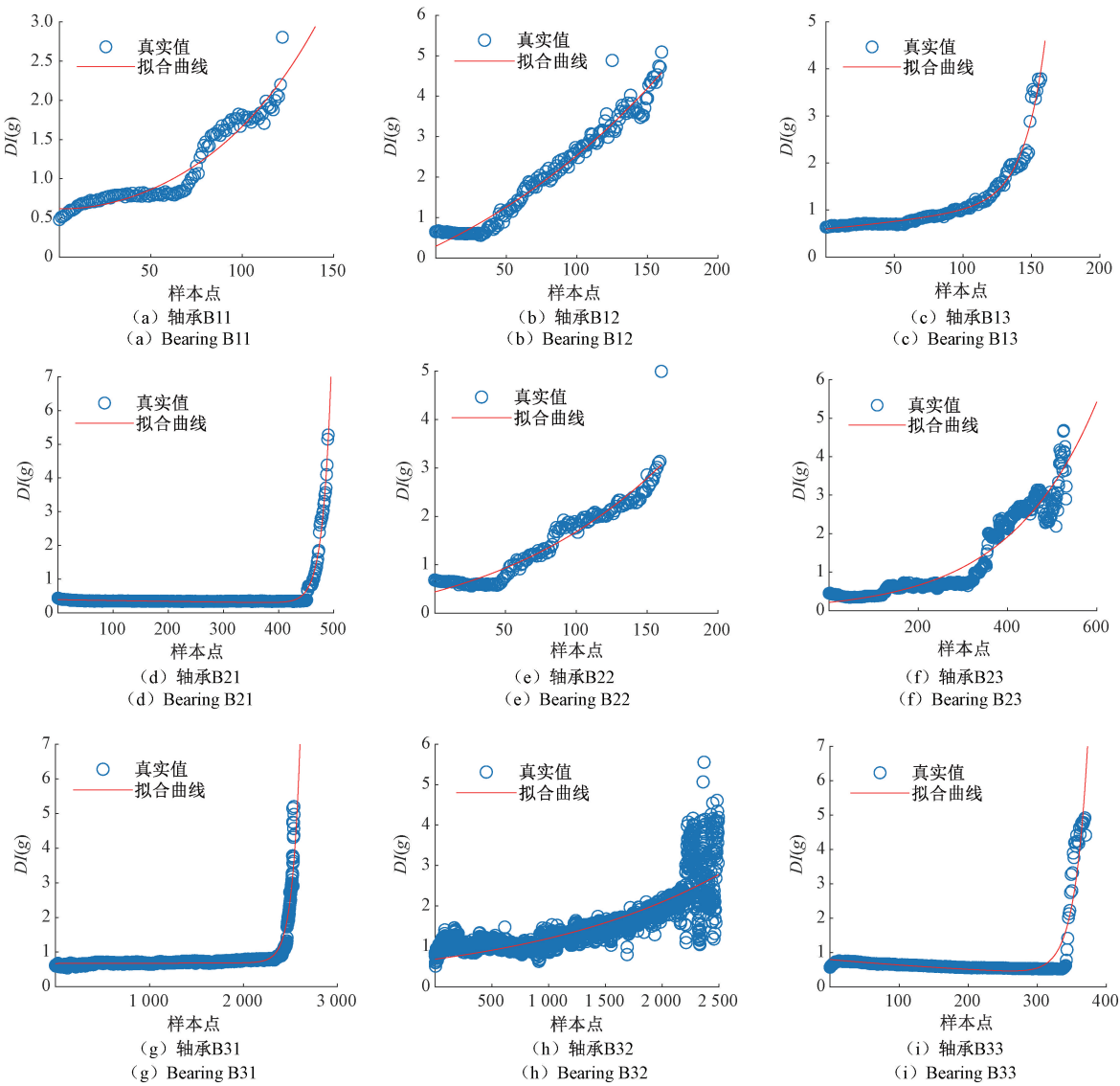


图 3 XJTU-SY 全寿命轴承状态特征曲线

Fig. 3 XJTU-SY full life bearing state characteristic curve

3) 测试轴承的相似匹配及 TFT 设置

随机选取 B11、B12、B13、B21、B22、B23、B31、B32、B33 共 9 个全寿命周期的轴承数据为参考轴承后,剩余的 B14、B15、B24、B25、B34、B35 共 6 个轴承为测试轴承。观察 9 个全寿命周期的参考轴承退化曲线,若太早进行

寿命预测可能无法得到最终结果,故选取测试轴承全寿命数据长度的前 75%开展匹配实验。已知 MFCDD 值越小两条曲线越相似,根据式(5)和(6)开展计算,最终测试轴承与参考轴承退化轨迹间的 MFCDD 值如表 4 所示。

表 4 XJTU-SY 数据集退化轨迹间的 MFCDD 值

Table 4 The MFCDD value between the degradation trajectories

测试 轴承	全寿命轴承								
	B11	B12	B13	B21	B22	B23	B31	B32	B33
B14	522.293 5	92.051 8	15.586 2	$8.042\ 4\times10^5$	$6.828\ 8\times10^4$	399.766 0	$1.094\ 4\times10^5$	$7.547\ 1\times10^3$	$1.797\ 7\times10^6$
B15	$1.957\ 2\times10^3$	669.006 1	$1.028\ 0\times10^4$	$2.142\ 6\times10^3$	$1.218\ 1\times10^4$	$4.110\ 9\times10^3$	$9.144\ 8\times10^3$	$1.782\ 9\times10^3$	$2.810\ 4\times10^4$
B24	705.260 4	310.569 6	$2.456\ 8\times10^3$	546.049 8	$2.865\ 0\times10^3$	$1.158\ 8\times10^3$	$1.010\ 1\times10^3$	664.803 2	$3.109\ 0\times10^3$
B25	—	—	—	$3.258\ 8\times10^9$	—	$6.294\ 3\times10^5$	$1.427\ 9\times10^{12}$	$5.494\ 6\times10^{11}$	$2.998\ 1\times10^{10}$
B34	—	—	—	—	—	—	$1.335\ 8\times10^3$	$8.332\ 5\times10^3$	—
B35	$1.961\ 2\times10^6$	$6.542\ 1\times10^5$	$5.059\ 8\times10^4$	$1.569\ 9\times10^5$	$7.665\ 1\times10^8$	$1.506\ 0\times10^4$	$1.056\ 5\times10^4$	$3.847\ 7\times10^3$	$3.010\ 6\times10^4$

由表 4 可知,与测试轴承 B24 退化轨迹距离相似的为不同工况下的 B12。由此进一步论证,不同工作条件下的轴承也可具有相似的退化趋势。具有相似退化轨迹的轴承其失效阈值应具有一致性。根据式 (9) 最终可得各测试轴承的完全失效阈值 TFT 如表 5 所示。

表 5 XJTU-SY 各测试轴承失效阈值设置
Table 5 XJTU-SY test bearing failure threshold setting

序号	测试轴承	匹配轴承	完全失效阈值 TFT_{test}/g
1	B14	B13	4.175 2
2	B15	B12	4.619 5
3	B24	B12	4.619 5
4	B25	B23	3.838 5
5	B34	B31	3.666 5
6	B35	B32	2.771 8

4) 剩余寿命预测

在测试轴承 DI 曲线与设定阈值的基础上,采用双指数模型结合粒子滤波算法进行测试轴承的剩余寿命预测。以测试轴承 B15(全寿命长度共 52 个样本点)为例,根据式 (10),其剩余寿命预测结果如图 4 所示。

由图 4 可知,即使历史监测数据有限,双指数模型仍能较为准确地估计轴承的剩余寿命,预测的 RUL 值与实际 RUL 仅相差 2.886 6 min。

采用文献 [22] 提出的评价指标对所有测试轴承的预测结果进行评分,有:

$$E_i = (\text{preRUL}_i - \text{actRUL}_i)$$

(11)

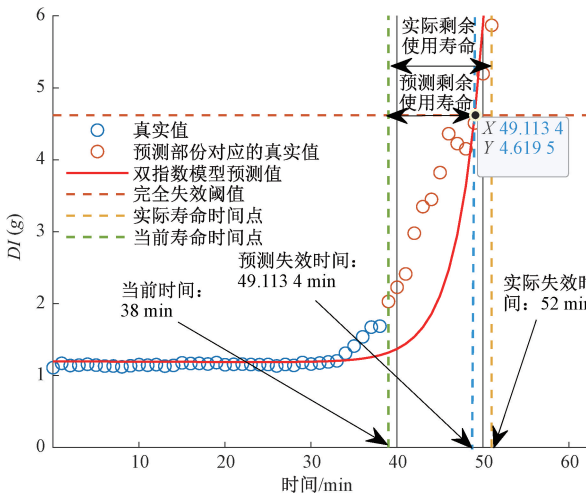


图 4 XJTU-SY 轴承 B15 寿命预测图
Fig. 4 XJTU-SY bearing B15 life prediction diagram

$$A_i = \begin{cases} e^{-\frac{E_i}{13}} - 1, E_i < 0 \\ e^{\frac{E_i}{10}} - 1, E_i \geq 0 \end{cases}$$

(12)

$$\text{score} = \sum_{i=1}^N A_i$$

(13)

其中, actRUL_i 、 preRUL_i 、 E_i 和 A_i 分别为第 i 个测试数据的实际寿命、预测寿命、误差值和分数。将得分与动态时间规整 (DTW) 匹配方法^[11]、卷积神经网络-双向长短期记忆网络 (CNN-BiLSTM) 预测方法^[12] 进行比较,结果如表 6 所示。

表 6 XJTU-SY 测试轴承寿命预测算法得分与算法用时比较

Table 6 XJTU-SY test bearing life prediction algorithm score and algorithm time comparison

测试轴承	当前时间点 /min	实际寿命 /min	预测误差值/min			算法使用时长/s	
			动态时间规整 (DTW) 匹配方法 ^[11]	CNN-BiLSTM 预测方法 ^[12]	本文方法	动态时间规整 (DTW) 匹配方法 ^[11]	形态波动一致性偏移距离 (MFCDD) 匹配方法
B14	91	122	-	-	-	0.263	0.014
B15	38	52	-6.450 1	-7.006 9	-2.886 6	0.129	0.014
B24	31	42	-8.7581	-10.250	-7.872 5	0.086	0.017
B25	253	339	-88.916	41.924	-66.581	0.800	0.024
B34	1 136	1 515	-	-	-	2.583	0.054
B35	84	114	-78.495 4	66.942	-54	0.218	0.019
Score	-	-	1.3529×10 ³	873.803 2	230.365 3	-	-
SD of Error	-	-	44.152 8	37.837 2	32.180 7	-	-
合计时长	-	-	-	-	-	4.079	0.142

由表 6 可知,本文 RUL 预测结果的 score 得分较动态时间规整匹配方法提升了 82.97%,较卷积神经网络-双向长短期记忆网络预测方法^[12] 提升了 73.64%,误差值的标准差也优于以上两种方法。此外,就运行时间相比,本文所采用的形态波动一致性偏移距离匹配方法较

动态时间规整匹配算法^[11] 提升了 96.52%,同时从理论上也可验证,形态波动一致性偏移距离整个算法的时间复杂度近似为 $O(n)$,要小于时间复杂度为 $O(n * n)$ 的 DTW^[17]。由此表明本文方法对于轴承寿命的预测具有更好的稳定性、鲁棒性及快速性。

需要额外说明的是,由表 6 可知,测试轴承 B14 和 B34 无法得到其 RUL,分析其原因是这两个轴承的退化模式不是缓变型退化,其振动幅值没有随时间呈现一个逐渐增大的趋势,在本文中选取的前 75% 的寿命长度内

仍处于正常期,导致预测曲线趋于平缓,无法达到完全失效阈值点,故无法得到其 RUL。测试轴承 B14 和 B34 的预测情况及其振动信号具体情况如图 5 所示。

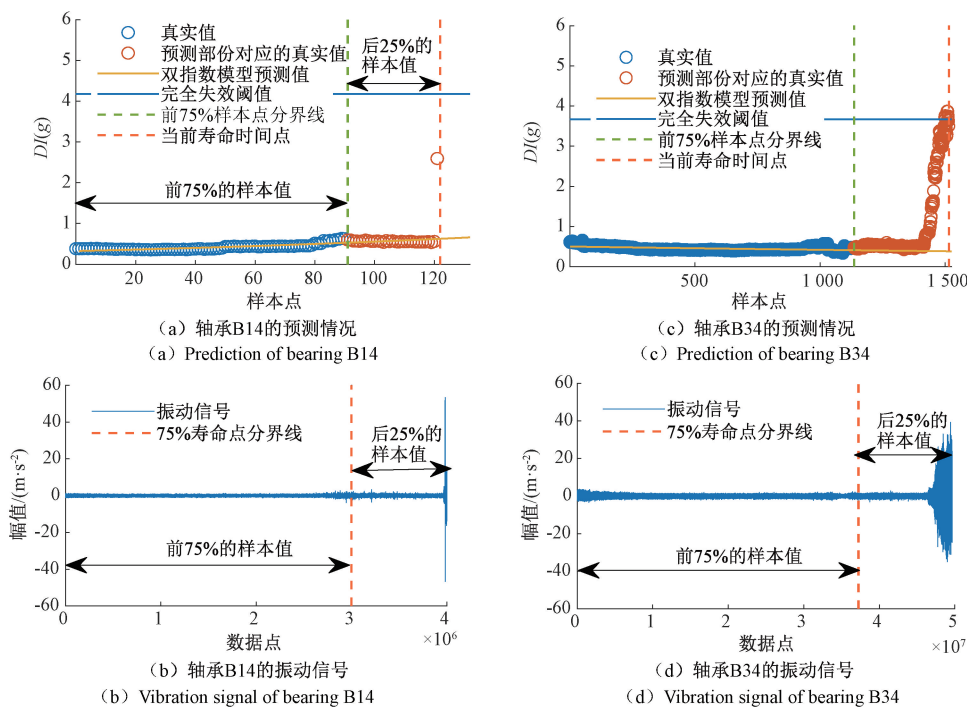


图 5 XJTU-SY 轴承 B14 和 B34 的预测情况及振动信号图

Fig. 5 Prediction and vibration signal diagram of XJTU-SY bearing B14 and B34

结合表 2 和图 5 可进一步论证,轴承 B14 的振动幅值在突发失效前变化较小,而在某一时刻振动幅值突然陡变,轴承性能迅速下降至失效,符合突变型退化模式^[23];轴承 B34 的幅值变化尽管后期退化状态呈现出逐步增大的趋势,但总体退化失效时间较短,仍表现为有较长时间处于正常期,也符合突变型退化模式^[23]。这也是表 2 中显示两个轴承单调性较差的原因。实际生产过程中,该类轴承要考虑防范发生突变故障的风险。

4.2 IEEE PHM 2012 轴承数据实验分析

1) 数据描述

IEEE PHM 2012 挑战赛提供的滚动轴承全寿命数据来自法国弗朗什-孔泰大学 FEMTO 研究所的 PRONOSTIA 实验平台,平台如图 6 所示。该平台提供滚动轴承退化过程中的水平振动、垂直振动及部分温度数据(本次研究中未使用温度数据)。数据的采样频率为 25.6 kHz,每 10 s 采集一次数据,每次采集的数据时长为 0.1 s,共采集 2 560 个振动数据点。该数据集共有 3 种工况 17 组数据,第 1 种工况,电机的转速为 1 800 r/min,负载为 4 000 N。第 2 个工况是电机速度为 1 650 r/min,负载为 4 200 N。第 3 个工况是电机速度为 1 500 r/min,

负载为 5 000 N。实验中使用了全寿命轴承(滚动轴承从运行开始到完全失效的所有数据)B11、B12、B31 和 B32,以及测试轴承(滚动轴承从运行开始到某个时间点的数据)B13、B14、B15、B16、B17 和 B33。这里的 B11 代表工况 1 下的第 1 个轴承,后面的标号以此类推。实验数据具体信息如表 7 所示。

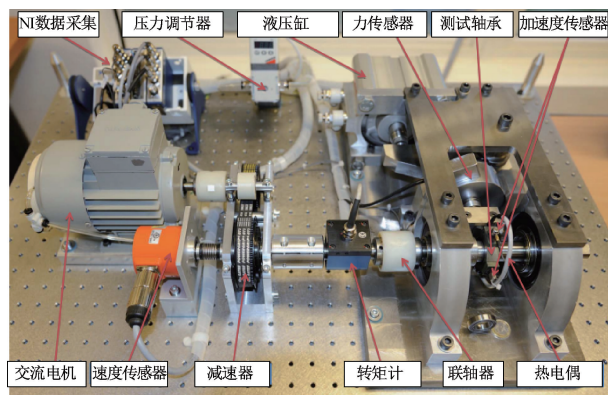


图 6 IEEE PHM 2012 轴承实验平台

Fig. 6 IEEE PHM 2012 bearing test platform

表 7 IEEE PHM 2012 轴承实验数据信息一览表				
Table 7 IEEE PHM 2012 bearing test data sheet				
数据集	数据集	非全寿命	全寿命	实际寿命(最终
划分	数据组	数据组	数据组	寿命时间点)/s
参考 轴承	B11	—	2 803	28 030
	B12	—	871	8 710
	B31	—	515	5 150
	B32	—	1 637	16 370
测试 轴承	B13	1 802	2 375	23 750
	B14	1 139	1 428	14 280
	B15	2 302	2 463	24 630
	B16	2 302	2 448	24 480
	B17	1 502	2 259	22 590
	B33	352	434	4 340

2) 性能退化指标构建及参考轴承 TFT 拟合

将轴承数据按照式(1)、(2)进行前向差分并计算 RMS 值,可得滚动轴承的性能退化指标 DI,然后按照式(3)、(4)评估退化指标 DI 的有效性,结果如表 8 所示。

表 8 IEEE PHM2012 数据构建的轴承退化指标性能评估						
Table 8 Performance evaluation of bearing degradation index constructed by IEEE PHM2012 data						
参考 轴承	Corr(F, T)		Mon(F)		Rob(F)	
	差分前	差分后	差分前	差分后	差分前	差分后
B11	0.989 2	0.995 4	0.196 3	0.148 5	0.959 8	0.969 0
B12	0.987 9	0.973 3	0.110 3	0.167 8	0.935 1	0.909 0
B13	0.971 8	0.769 6	0.340 4	0.403 8	0.963 8	0.960 1
B14	0.998 7	0.998 3	0.052 7	0.209 1	0.974 8	0.980 2
B15	0.978 1	0.984 1	0.614 1	0.495 9	0.980 1	0.984 6
B16	0.924 0	0.908 6	0.056 9	0.083 0	0.958 1	0.971 2
B17	0.949 3	0.975 8	0.066 5	0.225 6	0.968 1	0.969 0
B31	0.847 2	0.924 4	0.136 2	0.101 2	0.944 5	0.965 9
B32	0.984 4	0.991 5	0.040 3	0.041 6	0.949 3	0.970 6
B33	0.978 0	0.995 2	0.002 8	0.139 6	0.967 7	0.973 4
均值	0.960 9	0.951 6	0.161 7	0.161 6	0.960 1	0.965 3

由表 8 可知,与原始信号 RMS 值构成的 DI 曲线相比,轴承 B14、B17、B33 等经过差分后的退化指标单调性有较为明显的改善,同时,经过 FD-RMS 处理后得到的 DI 曲线,其 Corr(F, T)均值和 Rob(F)均值均接近 1,有较好的时间相关性和鲁棒性。但也需要额外强调的是,从表 8 中可看出,尽管部分轴承经过差分处理后单调性有所改善,但轴承 B16 和 B32 的单调性仍然较差,具体问题体现在第 4)节中做出说明。

将 B11、B12、B31、B32 共 4 个全寿命周期的滚动轴承数据作为参考轴承,按照式(7)利用双指数模型拟合得到的参考轴承曲线如图 7 所示。

3) 测试轴承的相似匹配及 TFT 设置

选取 B13、B14、B15、B16、B17、B33 共 6 个轴承为测

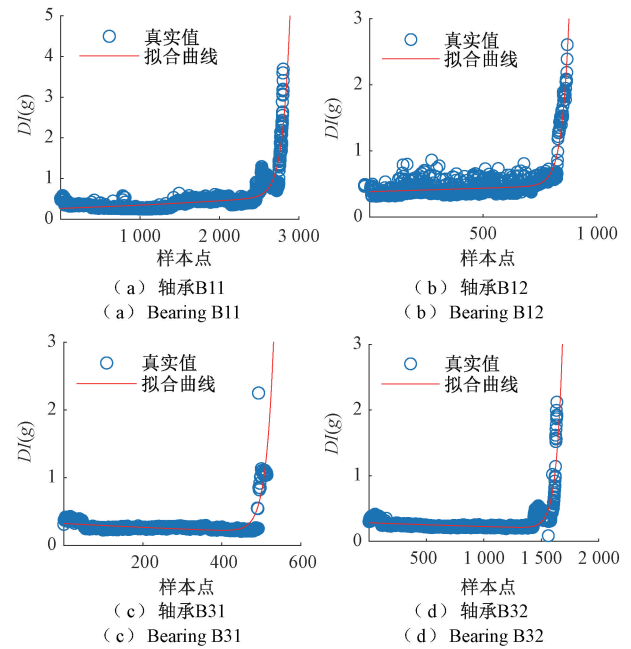


图 7 IEEE PHM2012 全寿命轴承状态特征曲线

Fig. 7 IEEE PHM2012 full life bearing state

试轴承开展匹配实验。已知 MFCDD 值越小两条曲线越相似,根据式(5)和(6)开展计算,最终可匹配得到各测试轴承的完全失效阈值 TFT 如表 9 所示。

表 9 PHM2012 测试轴承数据失效阈值设置			
Table 9 PHM2012 test bearing data failure threshold setting			
序号	测试轴承	匹配轴承	完全失效阈值 TFT_{test} / g
1	B13	B11	2.337 6
2	B14	B11	2.337 6
3	B15	B11	2.337 6
4	B16	B11	2.337 6
5	B17	B11	2.337 6
6	B33	B12	2.536 0

4) 剩余寿命预测

在测试轴承 DI 曲线与设定阈值的基础上,采用双指数模型结合粒子滤波算法进行测试轴承的剩余寿命预测。以测试轴承 B17(全寿命长度共 2 259 个样本点)为例,根据式(10),其剩余寿命预测结果如图 8 所示。

由图 8 可知,双指数模型能较为准确地估计轴承的剩余寿命,预测的 RUL 值与实际 RUL 仅相差 30 s。

根据式(11)~(13)计算预测得分值,并将得分与 DTW 匹配方法^[11]、卷积神经网络-双向长短期记忆网络(CNN-BiLSTM)预测方法^[12]、长短期记忆-自注意力机制(LSTM-Self-Attention)预测方法^[13]进行比较,结果如表 10 所示。

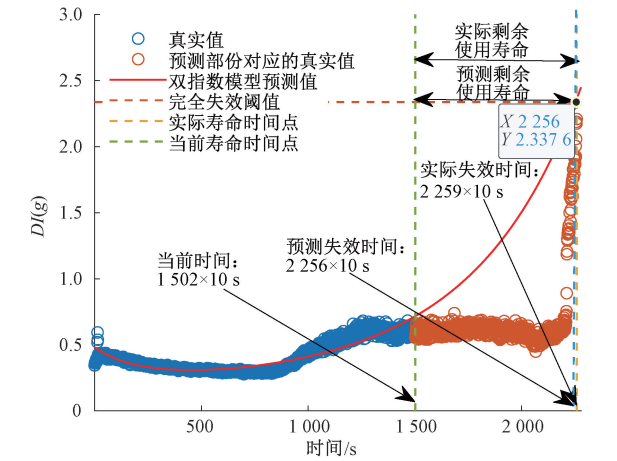


图 8 IEEE PHM2012 轴承 B17 寿命预测图

Fig. 8 IEEE PHM2012 bearing B17 life prediction diagram

表 10 IEEE PHM2012 测试轴承寿命预测算法得分与算法用时比较

Table 10 IEEE PHM2012 test bearing life prediction algorithm score and algorithm time comparison

测试轴承	当前时间 点/s	实际寿命/ s	预测误差值/s				算法使用时长/s	
			动态时间规整 (DTW) 匹配方法 ^[11]	CNN-BiLSTM 预测方法 ^[12]	LSTM-Self- Attention 预测方法 ^[13]	本文 方法	动态时间规整 (DTW) 匹配方法 ^[11]	形态波动一致性 偏移距离(MFCDD) 匹配方法
B13	18 020	23 750	-2 920	-1 440	-1 930	-1 320	3. 805	0. 033
B14	11 390	14 280	-	-	-	-	2. 220	0. 027
B15	23 020	24 630	-	-	-	-	3. 913	0. 031
B16	23 020	24 480	-	-	-	-	4. 785	0. 052
B17	15 020	22 590	2 840	-720	-2210	-30	2. 943	0. 035
B33	3 520	4 340	-200	90	-200	-140	0. 678	0. 022
Score	-	-	2. 163 2×10 ¹²	6. 529 1×10 ⁴	2. 695 8×10 ⁷	2. 569 4×10 ⁴	-	-
SD of Error	-	-	288. 148 1	76. 544 1	108. 868 4	71. 842 4	-	-
合计时长	-	-	-	-	-	-	18. 344	0. 2

由表 10 可知,本文 RUL 预测结果的 score 得分较动态时间规整匹配方法、卷积神经网络-双向长短期记忆网络预测方法^[12]、长短期记忆-自注意力机制预测方法^[13]相比分别提升了 99. 99%、60. 65%、99. 90%。就运行时间相比,本文所采用的形态波动一致性偏移距离匹配方法较动态时间规整匹配算法提升了 98. 91%。由此进一步表明,本文方法对于轴承寿命的预测具有更好的稳定性、鲁棒性及快速性。

同样地,需要额外说明的是,IEEE PHM2012 数据集的测试轴承 B14、B15 和 B16 无法得到其 RUL,分析其原因是这 3 个轴承的退化模式也不是缓变型退化,其振动幅值没有随时间呈现一个逐渐增大的趋势,故无法得到其 RUL。

5 结 论

本文提出了一种融合 MFCDD 相似度量的滚动轴承失效阈值判定和 RUL 预测方法。实验表明,与动态时间规整匹配方法相比,MFCDD 从时间点上的对应性和整体形态的趋势性上充分考虑了滚动轴承性能退化过程的个体差异性与相似性,弥补了目前滚动轴承领域匹配算法未考虑整体变化趋势的不足,且能够根据滚动轴承自身退化轨迹的更新而动态确定最终失效阈值,克服了传统失效阈值的盲目性、主观性问题,实现了滚动轴承失效阈值的自适应设置。

同时,结合 FD-RMS、双指数模型和粒子滤波算法,有效避免 DI 曲线在最终寿命时间点上出现异常畸变的问题,从而降低了 TFT 的设置偏差,有效地提高了滚动轴承剩余使用寿命 RUL 的预测精度和预测效率,具有较好的工程实践意义。

参考文献

[1] 吕中亮. 基于变分模态分解与优化多核支持向量机的旋转机械早期故障诊断方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2016.

LYU ZH L. Research on early fault diagnosis method of rotating machinery based on variational mode decomposition and optimized multi-kernel support vector machine[D]. Chongqing: Chongqing University, 2016.

[2] 董正. 基于 AdaBoost_RVM 的滚动轴承剩余寿命预测方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2018.

DONG ZH. Research on residual life prediction method of rolling bearing based on AdaBoost_RVM[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2018.

[3] 裴雪武, 董绍江, 方能炜, 等. 动态调整灰色关联分析方法在轴承早期退化在线识别中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(5): 61-70.

PEI X W, DONG SH J, FANG N W, et al. Application of dynamic adjustment grey relational analysis method in

- online identification of early degradation of bearings[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(5): 61-70.
- [4] 黄庆卿, 胡欣堪, 韩延, 等. 多源域子域自适应的滚动轴承剩余寿命预测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10): 100-107.
HUANG Q Q, HU X K, HAN Y, et al. Multi-source domain sub-domain adaptive rolling bearing residual life prediction method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 100-107.
- [5] 何静, 高见, 张昌凡. 集成自适应变异混沌松鼠搜索和 LSTM 算法的 RUL 预测方法及应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2023, 37(5): 88-97.
HE J, GAO J, ZHANG CH F. RUL prediction method and application of integrated adaptive mutation chaotic squirrel search and LSTM algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(5): 88-97.
- [6] LEI Y G, LI N P, GONTARZ S, et al. A model-based method for remaining useful life prediction of machinery[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2016, 65(3): 1314-1326.
- [7] MAO W T, HE J L, ZUO M J. Predicting remaining useful life of rolling bearings based on deep feature representation and transfer learning [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(4): 1594-1608.
- [8] 康守强, 周月, 王玉静, 等. 基于改进 SAE 和双向 LSTM 的滚动轴承 RUL 预测方法[J]. 自动化学报, 2022, 48(9): 2327-2336.
KANG SH Q, ZHOU Y, WANG Y J, et al. Rolling bearing RUL prediction method based on improved SAE and bidirectional LSTM [J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(9): 2327-2336.
- [9] LI L L, MA D J, LI Z G. Residual useful life estimation by a data-driven similarity-based approach [J]. Quality and Reliability Engineering International, 2017, 33(2): 231-239.
- [10] 闫康. 基于卷积神经网络和灰色模型的轴承健康评估及预测研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2019.
YAN K. Research on bearing health assessment and prediction based on convolutional neural network and grey model [D]. Chongqing: Chongqing University, 2019.
- [11] 刘小峰, 冯伟, 柏林. 考虑退化轨迹差异性与相似性的轴承 RUL 预测[J]. 控制与决策, 2021, 36(11): 2833-2840.
LIU X F, FENG W, BO L. RUL prediction of bearing considering the difference and similarity of degradation trajectory [J]. Control and Decision, 2021, 36(11): 2833-2840.
- [12] ZHONG Z D, ZHAO Y, YANG A Y, et al. Prediction of remaining service life of rolling bearings based on convolutional and bidirectional long- and short-term memory neural networks [J]. Lubricants, 2022, 10(8): 170.
- [13] 黄宇, 冯坤, 高俊峰, 等. 结合 LSTM 和 Self-Attention 的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 振动工程学报, 2023, 36(6): 1744-1753.
HUANG Y, FENG K, GAO J F, et al. The remaining useful life prediction method of rolling bearings combined with LSTM and Self-Attention [J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(6): 1744-1753.
- [14] 丁玲. 基于深度迁移学习的流数据在线异常检测算法研究[D]. 新乡: 河南师范大学, 2021.
DING L. Research on online anomaly detection algorithm of stream data based on deep transfer learning [D]. Xinxiang: Henan Normal University, 2021.
- [15] WU J, WU C Y, CAO S. Degradation data-driven time-to-failure prognostics approach for rolling element bearings in electrical machines [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(1): 529-539.
- [16] 曾大懿, 蒋雨良, 邹益胜, 等. 一种新的轴承寿命预测特征评价指标构建与验证[J]. 振动与冲击, 2021, 40(22): 18-27.
ZENG D Y, JIANG Y L, ZOU Y SH, et al. Construction and verification of a new evaluation index for bearing life prediction characteristics [J]. Vibration and Impact, 2021, 40(22): 18-27.
- [17] 袁慧, 谭章禄, 王福浩. 一种高效的相似性度量方法及其分类效果研究[J]. 中国科学: 技术科学, 2022, 52(7): 1096-1110.
YUAN H, TAN ZH L, WANG F H. An efficient similarity measure method and its classification effect [J]. China Science: Technical Science, 2022, 52(7): 1096-1110.
- [18] JIN X H, YI S, QUE Z J, et al. Anomaly detection and fault prognosis for bearing [J]. IEEE Transactions on Instrumentation & Measurement, 2016, 65(9): 2046-2054.
- [19] 阙子俊, 金晓航, 孙毅. 基于 UKF 的轴承剩余寿命预测方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(9): 2036-2043.
QUE Z J, JIN X H, SUN Y. Research on bearing remaining life prediction method based on UKF [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(9): 2036-2043.

- [20] 李琪, 高占宝, 李善营, 等. 变工况条件下基于相似性的剩余使用寿命预测方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2016, 42(6): 1236-1243.
- LI Q, GAO ZH B, LI Sh Y, et al. Remaining useful life prediction method based on similarity under variable working conditions [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2016, 42 (6): 1236-1243.
- [21] 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 Y G, HAN T Y, WANG B, et al. Data set interpretation of XJTU-SY rolling bearing accelerated life test [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1-6.
- [22] 刘惠, 刘振宇, 郑维强, 等. 深度学习在装备剩余使用寿命预测技术中的研究现状与挑战[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(1): 34-52.
- LIU H, LIU ZH Y, JIA W Q, et al. Research status and challenges of deep learning in equipment remaining useful life prediction technology [J]. Computer Integrated Manufacturing System, 2021, 27(1): 34-52.
- [23] 曾笠玲. 基于 Transformer 健康指标的滚动轴承剩余寿命多阶段预测方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2022.
- ZENG L L. Research on multi-stage prediction method of

residual life of rolling bearings based on Transformer health index [D]. Chongqing: Chongqing University, 2022.

作者简介



秦娅, 2017 年于昆明理工大学获得学士学位, 现为昆明理工大学信息工程与自动化学院硕士研究生, 主要研究方向为机械设备的故障诊断及剩余使用寿命预测。

E-mail: 1302360899@qq.com

Qin Ya received her B. Sc. degree from Kunming University of Science and Technology in 2017. Now she is a M. Sc. candidate in the Faculty of Information Engineering and Automation of Kunming University of Science and Technology. Her main research interests include mechanical equipment fault diagnosis and remaining useful life prediction.



马军(通信作者), 2016 年于昆明理工大学获得工学博士学位, 现为昆明理工大学硕士生导师, 副教授, 主要研究方向为机械设备健康管理。

E-mail: mjun@kmust.edu.cn

Ma Jun (Corresponding author) received his Ph D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2016. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor at Kunming University of Science and Technology. His main research interest includes health management of mechanical equipment.