

DOI: 10. 19650/j. cnki. cjsi. J2412372

基于信号分解深度网络的轴承剩余寿命预测*

邹筱瑜¹, 胡亮¹, 王福利², 潘杰³, 王忠宾¹

(1. 中国矿业大学机电工程学院 徐州 221000; 2. 东北大学信息科学与工程学院 沈阳 110000;
3. 中国矿业大学信息与控制工程学院 徐州 221000)

摘要: 工况波动、噪声干扰等因素造成滚动轴承高频振动信号信息冗杂, 使退化过程建模结果难以准确反映实际退化趋势, 导致轴承剩余寿命预测准确性不高。为此, 本文提出一种基于信号分解网络的轴承剩余寿命长程时序相关预测方法。运用时间序列分解算法将振动信号分解为趋势、周期及余项3种分量, 去除冗余信息; 针对快速退化到失效阶段, 建立基于长短期记忆网络的自编码器特征提取模型, 获得单调性和趋势性强的健康指标; 最后, 建立深度时序自回归神经网络模型对健康指标进行趋势预测, 输出剩余寿命预测值的概率分布。实验结果表明, 本文所构建的健康指标具有良好的趋势性和单调性, 相比其他相关方法, 所提剩余寿命预测方法具有更高准确率。

关键词: 滚动轴承; 时间序列; 剩余寿命; 健康指标; 信号分解网络

中图分类号: TP206+.3 TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Bearing remaining useful life prediction based on signal decomposition embedding deep network

Zou Xiaoyu¹, Hu Liang¹, Wang Fuli², Pan Jie³, Wang Zhongbin¹

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221000, China;
2. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110000, China;
3. School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221000, China)

Abstract: Working condition fluctuations, noise interference and other factors result in complex information in the high-frequency vibration signals of rolling bearings, making it difficult for the modeling of degradation processes to accurately reflect actual degradation trends, thus reducing the accuracy of remaining life predictions for the bearings. To address this issue, this paper proposes a long-range time-series correlation prediction method for bearing remaining life based on a signal decomposition network. The method uses a time series decomposition algorithm to break down vibration signals into trend, periodic, and residual components, effectively filtering out redundant information. For the rapid degradation to failure stages, a feature extraction model based on a long short-term memory network autoencoder is designed to derive health indicators with strong monotonicity and trend. Finally, a deep temporal autoregressive neural network model is developed to predict trends in these health indicators and to output the probability distribution of remaining life predictions. Experimental results show that the health indicators constructed in this study exhibit strong trends and monotonicity. Compared to other methods, the proposed remaining life prediction method achieves significantly higher accuracy.

Keywords: rolling bearings; time series; remaining life; health index; signal decomposition network

收稿日期: 2024-01-10 Received Date: 2024-01-10

* 基金项目: 国家自然科学基金项目 (62273349, 62176258)、中央高校基本科研业务费项目 (2021YCPY0111)、中国博士后科学基金项目 (2021M693416) 资助

0 引言

剩余使用寿命 (remaining useful life, RUL) 预测可辅助运维,降低维护成本,保障安全生产,是故障预测与健康管理 (prognostics and health management, PHM) 的关键任务之一,实施于非故障的退化至失效阶段。滚动轴承作为旋转机械关键零部件,其性能和状态对设备可靠性和安全性影响巨大。轴承失效形式和原因多样,例如:外部颗粒进入轴承内部或润滑不良将导致轴承磨损和胶合失效,过大外部载荷或者热应力会导致轴承疲劳失效、塑性变形失效、断裂失效等^[1]。其中,由于磨损或塑性变形造成表面粗糙度、滚道错位和滚动体尺寸不规则等分布式缺陷,是一种主要的轴承失效类型^[2-3]。在退化过程中,滚动体和滚道之间的接触力发生变化,引起轴承振动水平逐渐加剧,直至失效。因此,退化阶段的轴承除了自身的结构振动,还存在退化和内部机理引起的振动。本文针对轴承性能退化至失效这一阶段,探讨长期运行和逐渐累积中产生分布式缺陷而导致的退化过程,利用振动信号,探究一种新的 RUL 预测方法。

数据驱动的方法是目前主流的 RUL 预测方法^[4-7]。基于传感数据,利用信号分析和机器学习等方法,从数据中挖掘与寿命存在映射关系的特征信息^[8]。RUL 预测主要包含两个任务:健康指标建立和寿命预测^[9-10]。从振动信号中提取退化特征,构建反映退化过程的健康指标 (health indicator, HI),建立 HI 趋势预测模型,以求取 RUL 的估计值或预测区间。为更加准确地定量描述设备性能衰退过程,很多学者致力于研究 HI 构建方法^[11-12]。车畅畅等^[13]针对多状态参数下多变量时间序列,采用主成分分析和一维卷积模型 (1D convolutional neural networks, 1D-CNN),发掘深层次特征用于表征航空发动机性能退化程度。周状等^[14]使用深度变分自编码器模型 (deep variational autoencoder, DeepVAE) 的重建误差,表征轴承退化趋势,实现了轴承退化的非线性建模。Tong 等^[15]考虑到复杂机械特征多样性、内部结构复杂性和时序信息的耦合性,提出了一种基于 GRU 的网络模型预测其 RUL,通过排除无效数据、计算特征等方法,有效提升了复杂机械 RUL 预测的准确性。机械特征或数据降维可构建综合的性能退化指标,表征退化程度,但降维效果严重依赖于数据质量,受数据中的冗余信息影响较大。通过数据分解可提取信号中表征退化的趋势信息,降低算法对原始数据的依赖性。Mosallam 等^[16]应用经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 算法分解振动信号的多维时序特征,并利用岭回归进行趋势建模和 HI 构建。Hong 等^[17]采用小波包经验模式分解 (wavelet packet-empirical mode decomposition, WP-EMD)

和自组织映射 (self-organizing map, SOM) 方法,以适应不同工况模式下轴承的健康指标建模。以 EMD 为代表的信号分解方法通过反复减去包络线来连续消除振荡,获得信号趋势信息,但容易因振动信号极值点不均匀而出现模态混叠、端点效应等问题,且并未考虑时间序列特性,不能准确建模轴承退化过程,需要其他方法进一步的建模。

轴承 RUL 预测的关键是通过预测 HI 趋势来判定其失效时刻,但退化过程的不确定性影响了寿命预测精度。Hu 等^[18]提出基于深度信念网络 (deep belief network, DBN) 和扩散过程 (diffusion process, DP) 的 RUL 预测模型,推导出 RUL 的概率密度函数 (probability density function, PDF),以量化预测结果的不确定性。王久健等^[19]采用粒子滤波算法更新双指数模型参数,实现对 RUL 及置信区间的预测。此类方法主要聚焦于研究 RUL 随时间的概率分布,但较少考虑 HI 作为时间序列的固有时序相关性和趋势特性。Park 等^[20]提出一种基于伪标签向量的时空注意力机制,来捕捉序列和时间之间的相关性,以实现 RUL 预测。黄宇^[21]等提出一种结合长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 和子注意力机制的神经网络模型用于滚动轴承的 RUL 预测。王奉涛等^[22]利用长短期记忆网络的时间依赖特性,实现了滚动轴承全寿命周期内振动信号特征的序列预测。LSTM 和注意力机制通过循环的单步预测在时间序列上表现良好,但仍然存在长期依赖问题,长时间步的信息可能会逐渐丢失,导致难以准确预测后续多步的结果,在长时间步预测以及预测不确定性的处理上欠佳。

轴承振动信号成分复杂。常规磨损、材料老化等因素,使得轴承振动信号存在趋势性变化,体现为振动信号的趋势分量。工作装置旋转、工况循环变化等因素,使得轴承信号存在随时间不断重复的变化规律,体现为振动信号的周期分量。此外,振动信号中还包含随机噪声等余项分量。轴承寿命预测的一个最主要的任务就是从复杂振动信号中获取信号的退化趋势特征,构建反映轴承退化规律的 HI。目前大量研究从振动信号出发提取退化特征方式的方法,如在去噪后计算时、频域特征,并设定指标选择指标最好的多个特征作为构建健康因子的依据^[23-24];或是通过类 EMD 分解技术将残差保留当作轴承趋势变化^[25];或是直接使用深度神经网络提取退化特征^[26]等。这些方法在进行特征计算、模态分解或是网络特征提取的过程中都去除了振动信号中部分的冗余成分,如计算特征时就去除了部分的信息,模态分解去除了高频模态函数,神经网络通过神经元对数据降维等等,最终结合其他建模方法都能构建出有效的 HI 并预测其寿命。然而对于轴承的退化过程,另一关键任务是把握其退化的未来长期演化趋势。时频特征计算常用于提取信

号的高频特征,依赖于数据质量;直接的网路特征提取得到的 HI 并不能完全体现出振动信号的真实趋势;而模态分解后残差虽然包含了信号的完整趋势但对噪声和异常值很敏感,且有效信息含量较少。因此,前述轴承退化建模与 RUL 预测方法还存在以下问题:

1) 轴承振动信号中趋势、周期和噪声等各种信息成分冗杂,时序相关的退化特征难以准确提取,传统的退化特征提取方法难以同时去除冗余特征和提取退化关联趋势。

2) 轴承寿命周期一般较长,在退化过程建模和 RUL 预测中,传统趋势预测方法较少考虑退化过程的长期依赖关系规律即长程相关性,导致在 RUL 的长时间步的预测中由于误差累积出现较大偏差。

鉴于此,本文提出一种基于信号精细分解的长程时序相关寿命预测网络 (signal decomposition embedding network for long-range RUL prediction, SDNet-LRUL), 并用于轴承退化过程建模与剩余寿命预测。本文主要贡献点总结如下:

1) 利用时序分解方法将信号精细分解为趋势、周期及余项分量,在不同噪声强度下自适应分离信号中反映健康状态的退化特征,并设计基于信号分解的长程时序相关寿命预测网络 SDNet-LRUL。

2) 针对传统深度学习预测方法对长程时序相关性关注甚少而导致长时间步预测偏差大、不确定性强的问题,

构建 SDNet-LRUL 中的特征学习层与时序损失函数,学习特征间短程动态时序性与退化过程长程时序关系,兼顾局部和全局时序特性,并输出全局分布特征,计算寿命概率区间,实现长时间步下剩余寿命准确可靠的预测。

1 本文方法

1.1 总体框架

针对退化趋势信息分离难和寿命长期预测难的问题,提出一种基于信号分解网络 SDNet-LRUL 的轴承剩余寿命长程时序相关预测方法,包含两个主要部分:信号时序分解与深度网络 SDNet-LRUL。在信号时序分解部分,利用基于局部加权回归的周期趋势分解 (seasonal-trend decomposition using loess, STL) 方法将轴承振动信号精细分解为趋势、周期及余项分量,提取不同方向的趋势分量,表征轴承退化程度。在深度网络 SDNet-LRUL 中分为健康因子构建和剩余使用寿命预测两个模块。健康因子构建模块中,建立 LSTM 嵌入的编码器-解码器网络,进行数据降维与 HI 建立,并进一步设计时间相关性损失函数,对退化过程的长程时序特性进行建模。剩余寿命预测模块中,引入 DeepAR 网络框架,以时间作为协变量,充分考虑退化过程的全局长程时序性和局部短程动态性,实现剩余寿命的不确定性预测。该方法总体结构如图 1 所示。

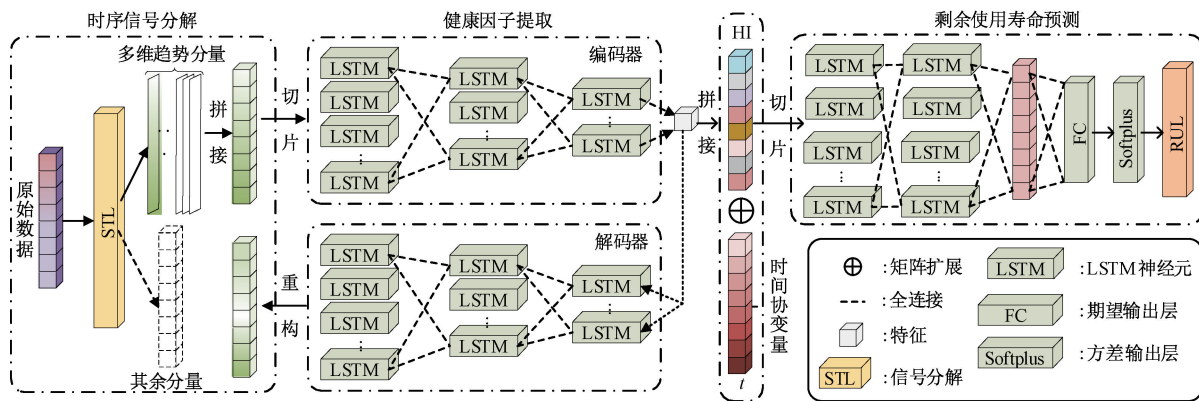


图1 剩余寿命预测总体结构

Fig. 1 Framework of remaining useful life prediction for bearing

1.2 信号时序分解

为提取轴承退化特征并构建单调性和趋势性较好的健康因子,需要从高频轴承振动信号中分离出退化信息,去除噪声、周期波动等非退化信息的影响。传统 EMD 类分解方法通过反复减去包络线来连续消除振荡,获得信号的趋势。其分解模型为 $s(t) = \sum_{i=1}^n IMF_i + r$, 原始信号 $s(t)$ 可看作 n 个不同频率的本征模态函数 IMF_i (intrinsic

mode function, IMF) 与一个残差 r 之和,无法准确区分信号中的趋势、周期和噪声等信息,使得其剩余残差 r 包含趋势与随机信息,难以准确表征退化趋势。EMD 对噪声敏感,易因振动信号极值点不均匀而出现模态混叠、端点效应等问题,传统模型难以在不同噪声强度下自适应分离信号中反映健康状态退化的趋势分量。此外,EMD 分解并未考虑振动信号的时序特性,不利于趋势建模与寿命预测。本文充分考虑信号的时间特性^[27],利用 STL 方

法,在分解过程中构建信号的周期子序列,保留振动信号的时序性和周期性,并使用鲁棒的局部加权回归算法(locally weighted regression, Loess)对时间序列数据进行平滑处理,克服了振动信号中噪声与异常值的影响,将信号精细分解为趋势、周期和余项 3 个分量。因此,本文采用 STL 时序信号分解方法,提取轴承振动信号中的退化信息。

首先,计算信号有效值,并进行降采样处理。然后,采用 STL 对预处理信号进行分解,提取振动信号不同维度的趋势分量,构成退化趋势特征数据矩阵,实现对趋势信息的分离。算法流程分为内循环与外循环。其中,内循环主要进行趋势拟合与周期分量的计算,并多次使用 Loess 算法对趋势分量和周期分量进行平滑处理;外循环主要用于调节鲁棒权重,减少噪声对下一次内循环的影响。

Loess 算法在平滑过程中,对每一个待拟合点邻域内的若干个数据进行加权线性回归,对于待拟合点 X 附近点 X_i 的分配权重计算公式为:

$$\varphi_i(X) = W\left(\frac{|X_i - X|}{\kappa_q(X)}\right) \quad (1)$$

式中: q 为邻域范围; $\kappa_q(X)$ 为邻域内最大距离; 权重系数 $W(u)$ 函数表示为:

$$W(u) = \begin{cases} (1 - u^3)^3, & 0 \leq u < 1 \\ 0, & u \geq 1 \end{cases} \quad (2)$$

越靠近待拟合点的数据权重越大。

STL 分解模型如下

$$s(t) = T_t + S_t + R_t, t = 1, \dots, n \quad (3)$$

式中: T_t, S_t, R_t 分别为 t 时刻的趋势分量、周期分量和余项分量; n 为信号长度。

其中内循环的迭代过程如下:

1) 初始化值: $k = 0, T_t^{(k)} = 0, k$ 为循环次数, $T_t^{(k)}$ 为内循环第 $k - 1$ 次结束时的趋势分量。

2) 去趋势化: $s_d^{(k)}(t) = s(t) - T_t^{(k)}, s_d^{(k)}(t)$ 为去趋势分量后的结果。

3) 周期子序列平滑: 对每个周期子序列进行平滑参数为 n_s 的 Loess 平滑, 同时每个子序列向前向后各延展 1 个周期 n_p , 所有子序列平滑后的值按照时间顺序排列组成临时周期序列 $C_t^{(k+1)}$, 其中, n_s 为大于 n_p 的最小奇数, n_p 为信号分解周期。

4) 临时周期序列低通滤波: 对 $C_t^{(k+1)}$ 做 3 次长度分别为 n_p, n_p 和 3 的滑动平均, 再进行 1 次平滑参数为 n_l 的 Loess 平滑, 得到 $C_t^{(k+1)}$ 的趋势分量 $L_t^{(k+1)}$, 其中, n_l 认定为大于或等于 n_p 的最小奇数。

5) 周期分量分解: $S_t^{(k+1)} = C_t^{(k+1)} - L_t^{(k+1)}, S_t^{(k+1)}$ 为内循环第 k 次结束时的周期分量。

6) 去周期后信号: $s_d^{(k)}(t) = s(t) - S_t^{(k+1)}$ 。

7) 趋势分量分解: 对去周期分量的信号 $s_d^{(k)}(t)$ 做平滑参数为 n_l 的 Loess 平滑, 得到 $T_t^{(k+1)}, n_l$ 的值为 $1.5n_p \sim 2n_p$ 的奇数。

8) 迭代终止检验: 检验是否满足最大迭代次数或 $T_t^{(k+1)}$ 收敛, 若满足迭代终止条件, 则输出分解结果 $T_t = T_t^{(k+1)}, S_t = S_t^{(k+1)}, R_t = s(t) - T_t^{(k+1)} - S_t^{(k+1)}$; 若不满足则重复上述步骤 2)~8)。

通过引入外循环得到的鲁棒权重来减少噪声对分解的影响, 对于 t 时刻的数据点, 其鲁棒权重为:

$$\rho_t = B(|R_t|/p) \quad (4)$$

$$p = 6 * \text{median}(|R_t|) \quad (5)$$

式中: $\text{median}()$ 表示取中值; $B(u)$ 函数为 bisquare 函数, 表示为:

$$B(u) = \begin{cases} (1 - u^2)^2, & 0 \leq u < 1 \\ 0, & u \geq 1 \end{cases} \quad (6)$$

1.3 健康退化状态建模

1) 退化阶段确定

由于滚动轴承的全寿命周期内通常存在两个阶段即健康阶段和退化阶段, 且健康阶段通常较长, 此时进行剩余寿命预测是非必要的。常采用的退化阶段划分方法如利用 3σ 法则确定退化起点, 由于噪声和个体差异, 导致退化阶段的确定可能会偏离正常分布。因此, 提出一种基于保序回归(isotonic regression, IR)的退化状态识别方法, 基于轴承寿命周期内振动信号趋势单调不减的假设^[28], 采用保序回归方法对趋势分量进行重构, 去除信号波动, 保留趋势变化, 根据重构后曲线不同状态下增长变化速率不同的原理, 识别退化状态。

给定一个已知的有限实数序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 以及未知的响应值 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, 利用保序回归训练一个使下式最小化的模型^[22]:

$$f(y) = \sum_{i=1}^n w_i (x_i - y_i)^2 \quad (7)$$

式中: $y_1 \leq y_2 \leq \dots \leq y_n, w_i$ 为权重是正值且 $w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1$ 。其解唯一, 可保证回归后曲线保留原曲线总体趋势信息且单调不减, 常采用 PAVA 算法进行求解^[29]。

曲线不同状态增长变化速率不同, 对曲线进行差分, 获得曲线增长变化规律。轴承处于不同状态时, 增量 δ 变化较集中, 因此可根据数据分析或经验, 设定阈值 α 来判断轴承所处健康状态, 规则如下: (1) 当曲线增量 $\delta < \alpha$, 轴承处于正常工作或缓慢的退化状态; (2) 当 $\delta \geq \alpha$ 时, 轴承处于快速退化状态。

2) 构建健康因子

利用 1.2 节所述方法可分离出轴承退化时期数据, 建立健康因子, 预测其剩余使用寿命。为充分挖掘轴承退化过程的时序相关性, 设计了如图 1 所示的健康因子构建模块。该模型以深度自编码器框架为基础, 嵌入

LSTM 模块作为神经元,提取短时动态时序相关特征。在损失函数中引入时序相关性损失,提取趋势信息的长时时序相关特征。得益于模型结构的设计和损失函数的定义,模型的深层隐变量维度低、充分包含退化趋势信息,可用于构建健康因子。

健康因子构建模块分为两个阶段:编码阶段和解码阶段,整体结构对称,编码阶段的隐层数量与解码阶段相同。编码阶段进行数据压缩,强制模型学习数据的主要特征,解码阶段进行解压缩,以重构输入信号。编码阶段和解码阶段分别包含两层 LSTM 层。模型输入与输出的尺寸为 $\mathbb{R}^{[d_t \times d_s \times d_d]}$,其中 d_t 表示时间步长, d_s 为单个步长数据长度, d_d 为数据维度。提取模型隐变量作为健康因子。

传统的自编码器模型以最小化输入与输出之间的方差为目标,未考虑序列随时间的变化特性。本文为刻画整体退化趋势,提取退化过程长程相关性,在模型损失函数中增加时序相关性损失。HI 因子构建的损失函数 L_1 为:

$$L_1 = \lambda_1 L_{11} - \lambda_2 L_{12} \quad (8)$$

$$L_{11} = \sum_{i=1}^M (\|\hat{x}_i - x_i\|_2^2) \quad (9)$$

$$L_{12} = \frac{\sum_{i=1}^M \left[(\hat{x}_i - \tilde{x}_i) \left(i - \frac{1+M}{2} \right) \right]}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (\hat{x}_i - \tilde{x}_i)^2 \sum_{i=1}^M \left(i - \frac{1+M}{2} \right)^2}} \quad (10)$$

式中: L_{11} 表示输入和输出数据之间的距离; L_{12} 表示特征与时间的相关性; λ_1 和 λ_2 为损失权重参数; M 为数据长度; x_i 为模型输入; $\hat{x}_i$ 为模型输出; $\tilde{x}_i$ 为模型输出的均值。

1.4 剩余寿命预测

轴承退化通常较为缓慢,准确把握性能退化的发展过程和未来长期演化趋势,得到可靠的寿命预测结果,对于轴承状态监控和长期运维决策支持具有重要意义。然而,轴承寿命的长程预测中易出现预测误差累积,预测的不确定性随之变大,导致趋势预测偏离实际退化规律。

为解决上述问题,充分考虑建模退化过程的全局长程相关性和局部短程相关性以实现寿命预测,本文采用 DeepAR 网络框架^[30],将时间序列与时间变量关联,从网络中实现 HI 时序关系和分布特征的全局学习,解决传统统计学方法难以处理的大规模非线性问题及机器学习方法难以处理的长时预测问题,提高在长时间步下非线性趋势预测的准确性,并对预测结果不确定性进行度量。

寿命预测模块中,模型内部采用 DeepAR 网络的架构,如图 2 所示。输入上一时刻的隐层 $h_{i,t-1}$ 和 $z_{i,t-1}$ 以及当前时刻的已知信息 $x_{i,t}$,即可得该时刻的隐层(即输出) $h_{i,t}$,然后通过神经网络 $\theta(\cdot)$ 将 $h_{i,t}$ 转化为给定分布

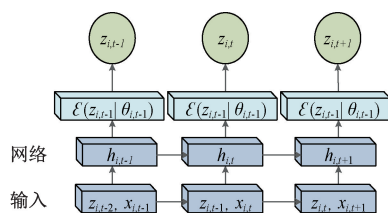


图 2 DeepAR 网络架构

Fig. 2 Network architecture of DeepAR

的参数,分布确定之后,可计算出似然函数,最终得到预测的概率分布。

模型参数通过最大化似然函数来训练:

$$\prod_{t=t_0}^T \ell(z_{i,t} | \theta(h_{i,t}, \Theta)) \quad (11)$$

$$h_{i,t} = h(h_{i,t-1}, z_{i,t-1}, x_{i,t}, \Theta)$$

式中: h 为双向 LSTM 网络层的隐含状态函数; θ 为输出状态函数; Θ 为网络结构参数。由于测量信号为实值数据服从高斯分布,则似然函数形式为:

$$\ell(z_{i,t} | \theta(h_{i,t}, \Theta)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(z_{i,t} - \mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

在上式中,预测均值由模型输出的映射函数求得:

$$\mu(h_{i,t}) = \mathbf{w}_\mu^T h_{i,t} + b_\mu \quad (13)$$

即通过一层全连接层实现。预测方差用于衡量预测的不确定性,其值为一个正值,由激活函数 Softplus 层得出:

$$\sigma(h_{i,t}) = \log(1 + \exp(\mathbf{w}_\sigma^T h_{i,t} + b_\sigma)) \quad (14)$$

式中: $\mathbf{w}_\mu$ 、 $\mathbf{w}_\sigma$ 、 b_μ 和 b_σ 为全连接层权重和偏差。

通过模型预测未来趋势发展的每个时刻特定分布的参数, RUL 值定义为当前时刻下还需多长时间超过阈值,即:

$$l_{RUL} = \inf(t_0: x(t_0 + RUL_{t_0}) \geq \gamma) \quad (15)$$

式中: t_0 为当前时刻; RUL_{t_0} 为 t_0 时刻的剩余寿命; $x(t)$ 为网络输出的退化特征,即 HI; $\inf(\cdot)$ 代表下确界; γ 为失效阈值^[2]。

2 实验验证

2.1 实验数据

为了验证本文所提 RUL 预测方法的有效性,在 IEEE PHM2012^[31] 轴承加速寿命实验数据上进行验证。实验数据来自 PRONOSTIA 实验台,加速度计布置及实验台结构如图 3 所示,该实验台能够在几个小时内对轴承完成性能退化实验。

实验轴承的转速为 1 800 r/min,载荷为 4 kNz,每间隔 10 s 采样 1 次,每次采样 0.1 s,采样频率为 25.6 kHz。此数据集共包含 3 种工况、17 个轴承,数据情况如表 1 所示。

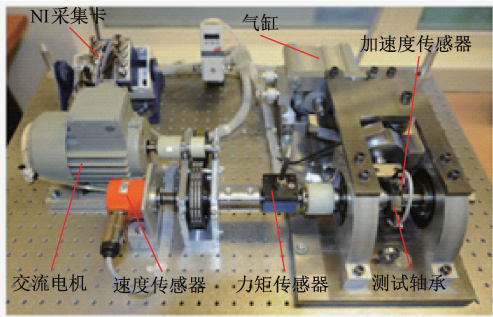


图 3 PRONOSTIA 实验台结构
Fig. 3 Structure of PRONOSTIA lab bench

表 1 数据集简介			
Table 1 Introduction to the dataset			
工况	工况 1	工况 2	工况 3
轴承序号	轴承 1_1	轴承 2_1	
	轴承 1_2	轴承 2_2	
	轴承 1_3	轴承 2_3	轴承 3_1
	轴承 1_4	轴承 2_4	轴承 3_2
	轴承 1_5	轴承 2_5	轴承 3_3
	轴承 1_6	轴承 2_6	
	轴承 1_7	轴承 2_7	

2.2 振动信号分解

1) 原始信号分解

以轴承 1_2 为例,其全周期原始振动信号如图 4 所示,原始振动信号包含大量的随机噪声和奇异值,其全寿命周期为 8 710 s,每个采样点采集 2 560 个样本点,采样间隔为 10 s。计算振动信号有效值并进行分解,得到如图 5 所示的分解结果。

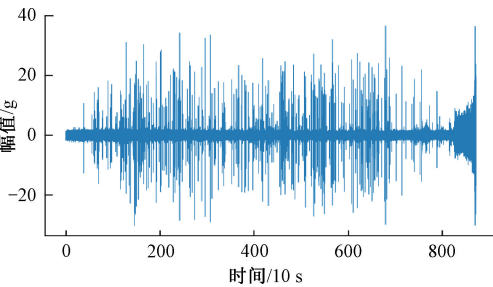


图 4 轴承 1-2 纵向振动信号
Fig. 4 Vertical vibration signal of bearing 1-2

从分解出的序列来看,所提方法可对轴承高频振动信号进行有效分解。其中,趋势分量包含零件退化导致的振动水平渐变规律,趋势性较为明显;周期分量包含由自身结构等导致的周期性振动;余项分量包含制造误差、装配误差、环境干扰等引起的振动,具有一定随机性。通

过信号分解减弱了噪声和奇异值的影响,去除了大量周期性信息,提取出了信号中的趋势信息。为了减少计算量,并去除部分奇异值,对信号分解之前进行降采样的处理,对每一时刻采样点采用等间隔采样方法,使得信号每个采样点样本点从 2 560 变为 40。

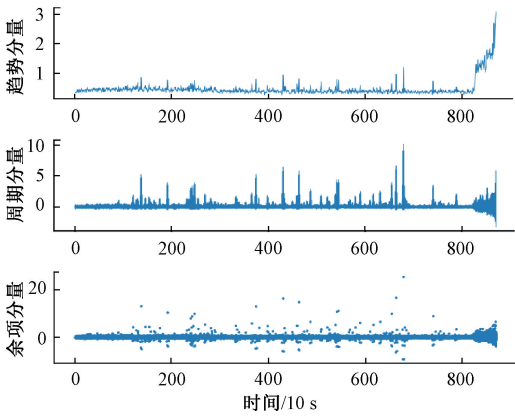


图 5 轴承 1-2 时序分解结果
Fig. 5 Time-series decomposition results of bearing 1-2

对工况一下其余 6 个轴承进行相同的分解步骤,如图 6 所示,分解后相比于原始振动信号,每个信号的趋势分量都表现出明显的非线性退化趋势,但是曲线仍存在频繁的波动,使得不同状态之间的转换点仍不明确。而轴承 1-3 与轴承 1-6 的趋势分量仍存在少量奇异值,这是由于其原始振动信号随机性过大,导致分解不完全,若想准确识别退化状态,需要进一步利用后续保序回归操作来消除波动。

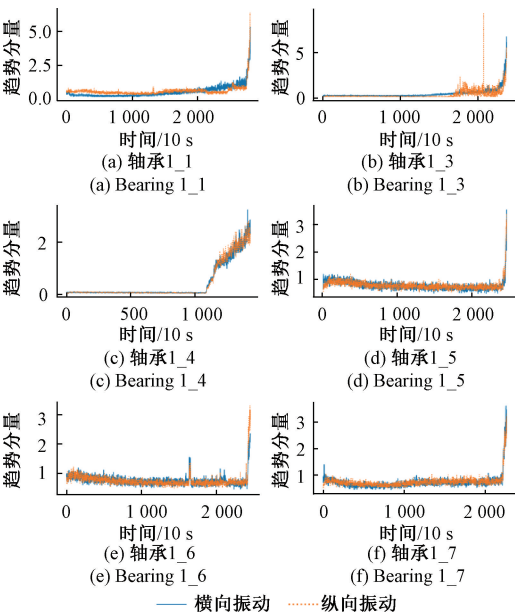


图 6 其余振动信号趋势分量
Fig. 6 Remaining vibration signal trend components

2) 不同噪声下信号分解

为探求在不同噪声强度下自适应分离信号中反映健康状态退化的趋势分量的能力,以轴承 1~1 为例,对原始信号分别增加噪声强度为 -50 dB、-20 dB、20 dB 与 50 dB 的高斯噪声,与原始信号作为对照进行分析。图 7 是在加入不同强度噪声下振动信号及趋势分量的变化值。

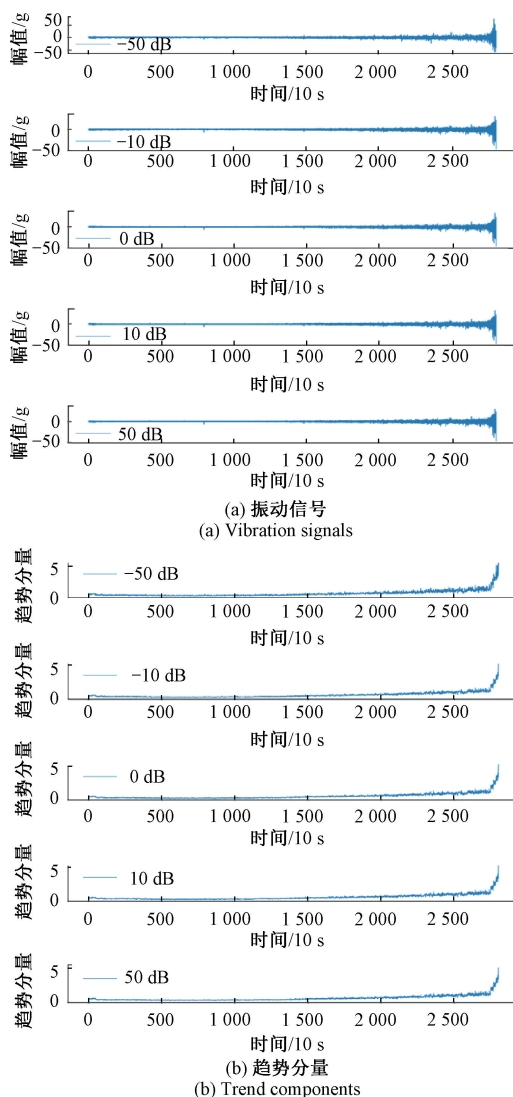


图 7 不同强度噪声下振动信号与趋势分量

Fig. 7 Vibration signals with trend components within noise of varying intensities

由图 7 可以发现,在不同强度噪声下,振动信号的幅值会发生改变,但是 STL 仍能对不同信号分解得到相似的趋势分量,证明了此方法能很好分离出不同噪声强度下振动信号的趋势。

2.3 退化状态识别结果

对不同噪声下轴承 1-1 横向振动趋势分量进行保序

回归处理,结果如图 8 所示,通过保序回归消除趋势分量的频繁波动,实现了对状态趋势的修正。可以观察到轴承的退化趋势分为 3 个阶段,一开始曲线平稳,轴承处于健康状态,然后曲线出现缓慢的上升趋势,此时轴承处于缓慢退化状态,最后曲线出现快速的上升趋势,此时轴承处于快速退化状态,可以很清晰的观察到不同状态之间的转变点。

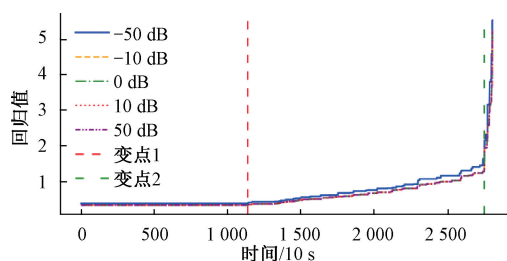


图 8 轴承 1-1 保序回归结果

Fig. 8 Bearing 1-1 isotonic regression results

对于不同噪声下,只有在 -50 dB 噪声强度下其保序回归曲线发生了变化,但最终状态转变点位置的判断与其他噪声强度下的结果相同。因此可以确定强度较低的噪声在保序回归的过程中会被过滤掉,而强度较高的噪声会影响幅值大小的变化,但不会影响退化状态的变化。

其余轴承的结果如图 9 所示,轴承 1-2、1-4、1-5 和 1-6 在水平线的时间段中轴承正常工作,之后便快速退化,直至失效,具有一阶段退化的特性。而轴承 1-3 和 1-7 与轴承 1-1 的退化变化类似,具有二阶段退化的特

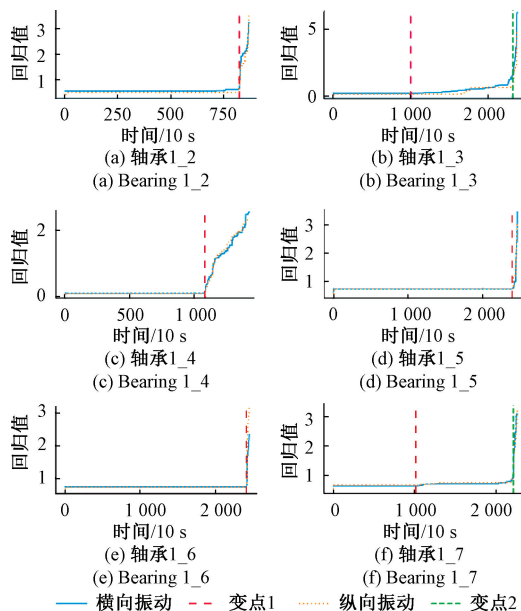


图 9 其余轴承保序回归结果

Fig. 9 Remaining bearing isotonic regression results

性,当轴承处于缓慢退化状态时,性能监测指标并没有明显退化趋势,当性能退化趋势发展到一定程度时才能对其进行预测,即快速退化阶段。因此,需准确判断出轴承快速退化的起始点,对快速退化阶段信号构建健康因子,并预测其趋势。

经过差分后,不同状态之间具有明显差异,轴承处于缓慢退化状态时,增量 δ 变化很慢且较集中,轴承处于快速退化状态时,增量 δ 变化很快且较分散。因此设定退化阈值 α 为 0.015,当增量 δ 超过此阈值时,认为轴承开始进入快速退化状态。

根据基于保序回归的退化状态识别方法识别出轴承的快速退化状态时期,所有轴承的快速退化状态时期如表 2 所示。

表 2 快速退化起始点

Table 2 Rapid degradation initiation point 10 s

轴承 序号	退化起始 时刻	快速退化 阶段时长	轴承 序号	退化起始 时刻	快速退化 阶段时长
轴承 1_1	1 611	55	2_1	880	31
轴承 1_2	826	44	2_2	778	19
轴承 1_3	1 001	55	2_3	1 945	10
轴承 1_4	1 086	343	2_4	743	8
轴承 1_5	2 398	50	2_5	2 300	11
轴承 1_6	2 411	30	2_6	685	16
轴承 1_7	1 016	48	2_7	2 250	5
轴承 3_1	494	21	3_2	1 600	37
轴承 3_3	309	125	\	\	\

从数据上看,部分轴承退化至失效的时间相比于正常状态时间占比较小,退化时长不长。很多学者在研究滚动轴承的退化过程中,发现轴承的全寿命退化过程并不是单一的,而是随着使用时间而出现变化^[32]。实际上,在运行过程中,随着时间增加,在轴承出现失效的早期阶段,部分轴承退化特征通常携带很少的能量,极易被严重的噪音和高能量的轴承本质振动压抑或隐藏,当轴承损伤积累到一定程度才会从信号中明显的显示出来^[33]。为了能更好体现在长时间步下预测网络的预测性能,本文选择可预测范围更长的轴承作为寿命预测实验的对象。因此,选择工况 1 下的 7 个轴承、工况 2 下的轴承 2-1 和工况 3 下的轴承 3-2、轴承 3-3 进行后续寿命预测实验。其中,以轴承 1-1 与 1-2 作为训练数据,其余为测试数据,构建 HI 模型。

2.4 预测评价指标

为了更精准的评估模型性能,分别采用不同的评价

指标对 HI 和预测结果进行定量分析。

1) HI 评价指标

对于寿命预测而言,合理的 HI 通常具有良好的趋势性、单调性和鲁棒性。趋势性是 HI 与时间之间的线性度量,单调性用于评估 HI 变化趋势的一致性,鲁棒性用于反映 HI 对异常值的容忍度。趋势性、单调性和鲁棒性计算公式分别如下^[19]:

$$Corr = \frac{\left| \sum_{m=1}^M (H_m - \tilde{H})(l_m - \tilde{l}) \right|}{\sqrt{\sum_{m=1}^M (H_m - \tilde{H})^2 \sum_{m=1}^M (l_m - \tilde{l})^2}}$$

(16)

$$Mon = \frac{|No. \text{ of } d/dx > 0 - No. \text{ of } d/dx < 0|}{(M - 1)}$$

(17)

$$Rob = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \exp\left(-\left|\frac{H_m - smoothed_H_m}{H_m}\right|\right)$$

(18)

式中: H_m 和 l_m 分别代表第 m 个采样点处对应的 HI 值和采样点编号; $\tilde{H}$ 和 $\tilde{l}$ 分别为所有 HI 值和采样点编号的平均值; d/dx 为 HI 曲线中相邻值之间的微分; $smoothed_H_m$ 为 HI 指数加权移动平均后的结果。3 种指标的值范围在 $[0, 1]$ 之间,标值越接近 1,表明 HI 的性能越好,在计算之前需将 HI 归一化至 $[0, 1]$ 。

2) 预测评价指标

在 RUL 预测结果的评价指标中,采用预测值和真实值的误差作为评价指标,更为直观的观测到预测结果好坏。

$$Error = RUL_{real} - RUL_{pre}$$

(19)

2.5 健康因子及 RUL 预测结果

提取轴承在快速退化阶段的趋势分量,通过健康指标模型构建 HI 曲线。本文所构建模型的编码器与解码器分别由两层 LSTM 层构成;中间隐变量的维度设定为 1;模型的输入和输入相同,输入层为 $\mathbb{R}^{[15 \times 40 \times 2]}$ 的序列,时间步长为 15;损失权重 λ_1 和 λ_2 的取值分别为 0.7 和 0.3。与未分解信号放入健康指标模型构建的健康因子进行对比,如图 10 和图 11 所示。

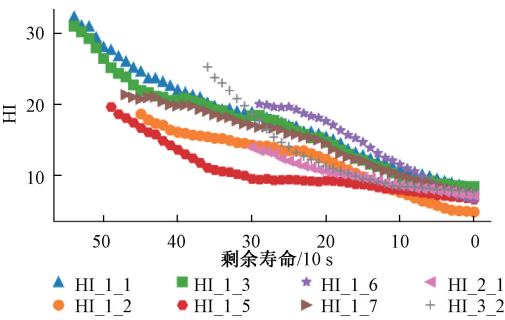


图 10 部分未分解信号的 HI 曲线

Fig. 10 Remaining bearing isotonic regression results

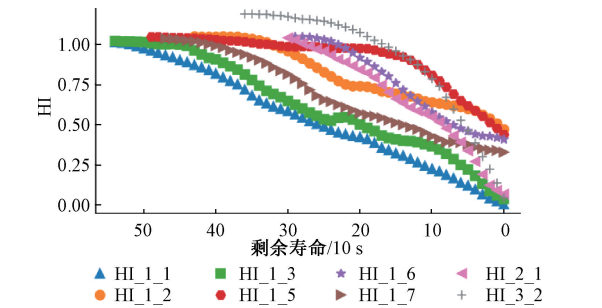


图 11 部分分解后信号的 HI 曲线

Fig. 11 Remaining bearing isotonic regression results

健康指标的趋势性和单调性计算结果如表 3 所示。结果表明,对信号分解后取其趋势分量进行退化过程建模,相比直接对信号进行退化过程建模,所构建的健康指标趋势性、单调性和鲁棒性都具有优越的改善。最终构建的 HI 都体现出与时间的强相关性;但是对信号分解后构建的 HI,除 1-4 与 3-3 外,其余轴承 HI 的趋势性都接近单调,且相关性比未分解下更高。

表 3 健康指标的趋势性和单调性

轴承序号	Table 3 trends and monotonicity of health index (HI)					
	Corr (分解)	Corr (未分解)	Mon (分解)	Mon (未分解)	Rob (分解)	Rob (未分解)
轴承 1_1	0.99	0.99	1.00	0.96	0.97	0.97
轴承 1_2	0.98	0.94	0.94	0.91	0.97	0.96
轴承 1_3	0.98	0.97	0.95	0.89	0.97	0.97
轴承 1_4	0.99	0.97	0.72	0.62	0.99	0.98
轴承 1_5	0.90	0.89	0.94	0.86	0.97	0.97
轴承 1_6	0.99	0.99	1.00	0.90	0.95	0.95
轴承 1_7	0.99	0.99	1.00	0.89	0.97	0.97
轴承 2_1	0.98	0.98	1.00	0.93	0.95	0.95
轴承 3_2	0.91	0.92	1.00	0.89	0.96	0.95
轴承 3_3	0.98	0.99	0.78	0.74	0.99	0.99

以首达时间作为预测寿命。其中首达时间的定义为:假设设备的退化过程,那么首达时间下的寿命与在时刻处的剩余寿命表示如下

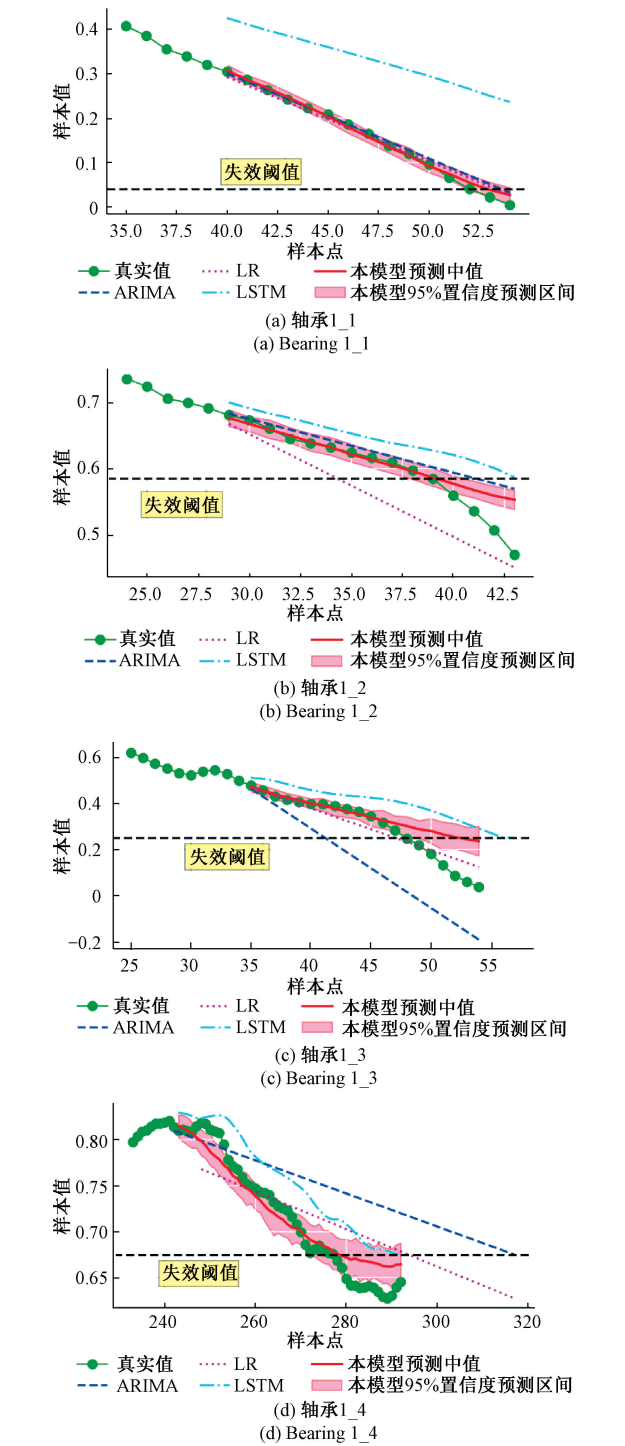
$$\tilde{T} = \inf\{t: X(t) \geq \xi | x_0 < \xi\} \quad (20)$$

$$\tilde{L}_k = \inf\{l_k: X(t_k + l_k) \geq \xi | x_k < \xi\} \quad (21)$$

其中, ξ 表示给定的阈值, x_0 表示退化过程的初值, x_k 表示在 t_k 时刻处的退化值, $\inf$ 表示了下确界^[2]。

使用概率自回归神经网络对不同轴承的 HI 因子进行趋势预测,同时与传统趋势预测方法 LR、ARIMA、以及 LSTM 进行对比,其中预测结果如图 12 所示。

表 4 展示了本方法预测 HI 未来趋势的实验结果,其中轴承 1-4 由于数据长度充足,预测范围设置为 500 s,其余轴承预测范围为 150 s。表 4 预测结果为 95% 预测区间上下界及区间内预测值的平均值。



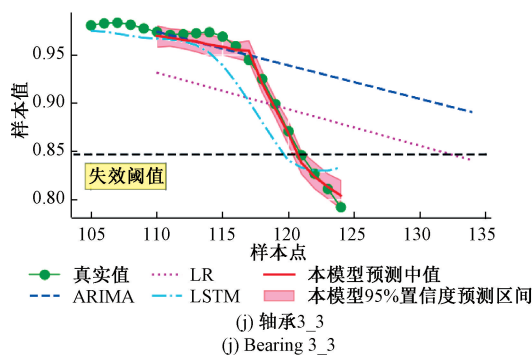
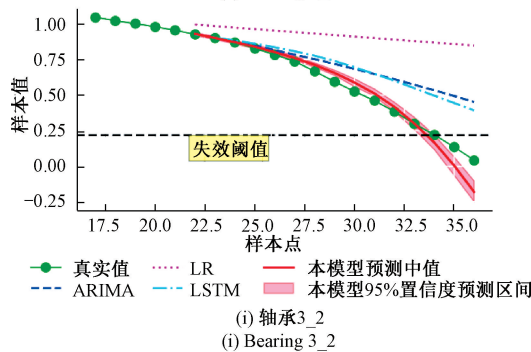
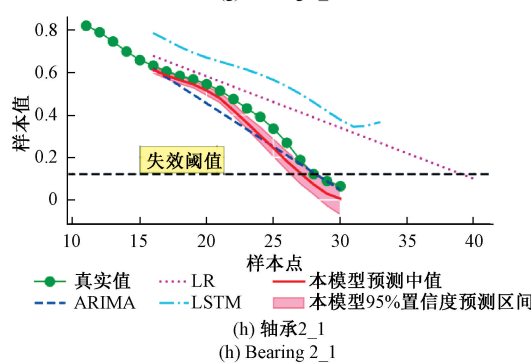
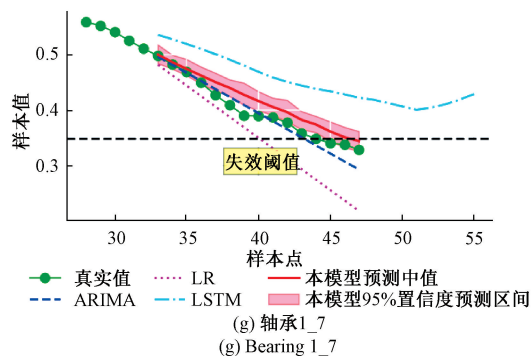
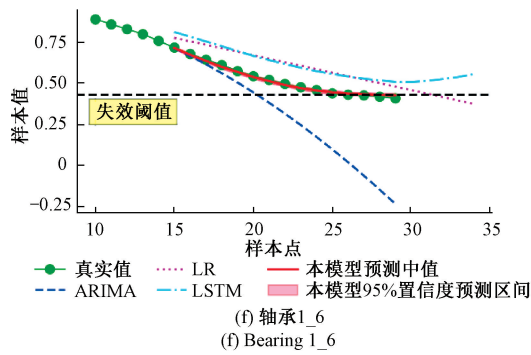
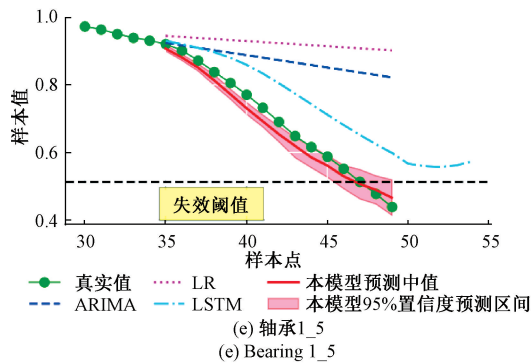


图 12 轴承 RUL 预测结果
Fig. 12 RUL prediction results for bearings

表 4 本方法 RUL 预测结果
Table 4 RUL prediction results of the method 10 s

轴承序号	预测寿命 命中值	95% 置信区间 预测寿命上界	95% 置信区间 预测寿命下界	误差范围
轴承 1_1	1.1	1.9	-0.4	(-0.4, 1.9)
轴承 1_2	0	-1.2	1.6	(-1.2, 1.6)
轴承 1_3	3.1	5.9	0.2	(0.2, 5.9)
轴承 1_4	2.2	18.5	-4.5	(-4.5, 18.5)
轴承 1_5	-0.1	2.2	-1.6	(-1.6, 2.2)
轴承 1_6	-0.3	0.2	-0.7	(-0.7, 0.2)
轴承 1_7	2.0	3.7	0.2	(0.2, 3.7)
轴承 2_1	-0.9	0.1	-1.8	(-1.8, 0.1)
轴承 3_2	-0.3	0.1	-0.6	(-0.6, 0.1)
轴承 3_3	-0.1	0.1	-0.4	(-0.4, 0.1)

表 5 展示了与常用趋势预测方法 LR、ARIMA 和 LSTM 方法的预测结果对比,其中“/”表示预测的结果趋近于水平,或阈值交点处与真实失效点距离过大。如图 12 所示轴承 1-5、轴承 1-7 的 RUL 预测结果,部分方法的预测趋势出现了较大的漂移,使得预测结果与真实值差距较大。

从表 4 和表 5 可以看出,本文提出的 SDNet-LRUL 模型不仅具有更低的误差,且输出了其预测寿命 95% 置信区间。ARIMA 或 LR 等模型在 HI 线性程度较高的情况下性能表现很好,但是在非线性程度过大很差甚至无法进行预测;LSTM 网络在非线性 HI 表现很好,而在线性程度高的 HI 中性能表现不如更简单的回归模型。而本方法在大部分的预测中,结果误差在 0 附近波动。在非线性和线性曲线下,预测的寿命区间包含了大部分真实的寿命值,且多数情况下的误差小于其他模型,证明了此模型的优越性。

表 5 不同方法点预测结果对比

Table 5 Comparison of predicted results at different methodological points				10 s
序号	本方法	LSTM	ARIMA	LR
轴承 1_1	1.1	/	1.4	1.2
轴承 1_2	0	4.1	2.1	-4.7
轴承 1_3	3.1	8.6	-6.3	-2.3
轴承 1_4	2.2	16	38	21.1
轴承 1_5	-0.1	/	/	/
轴承 1_6	-0.3	/	-5.6	7.0
轴承 1_7	2.0	/	-0.6	-3.7
轴承 2_1	-0.9	/	-2.1	3.4
轴承 3_2	-0.3	/	/	/
轴承 3_3	-0.1	3.8	/	11.9

此外,从图 12 中 1-5 与 1-7 等轴承的 RUL 预测结果可以看出,随着预测时间步越来越大,LSTM 的预测结果误差越来越大,在预测步数大于 15 后逐渐偏移真实趋势,而本方法在长时间序列预测下表现更好。

3 结 论

轴承振动信号中信息成分冗杂,趋势分量是用于 HI 构建和寿命预测的关键信息,但周期分量和时序无关余项分量直接影响轴承 RUL 长程预测的准确性。为此,本文提出了一种基于 SDNet-LRUL 深度网络的轴承剩余使用寿命长时间步预测方法。将轴承振动信号精细分解为趋势、周期及余项分量,可在不同噪声强度下自适应分离信号中反映健康状态退化的趋势分量。建立 SDNet-LRUL 轴承寿命预测深度网络,通过学习特征间短程动态时序性与退化过程长程时序关系,输出局部与全局协同分布特征。结果表明,相比于相关 RUL 预测方法,本文所提方法提高了在长时间步下的 RUL 预测准确性,且对预测的不确定性进行衡量,对轴承剩余寿命预测具有重要参考价值。

参考文献

[1] 宋宏智,李力,杨兴宽,等. 高速机车轴承故障诊断与剩余寿命预测的发展及展望[J]. 轴承, 2020 (3): 61-67.

SONG H ZH, LI L, YANG X K, et al. Development and prospect for fault diagnosis and remain life prediction of high speed locomotive bearings[J]. Bearing, 2020(3): 61-67.

[2] 张金豹,邹天刚,王敏,等. 滚动轴承剩余使用寿命预测综述[J]. 机械科学与技术, 2023,42(1): 1-23.

ZHANG J B, ZOU T G, WANG M, et al. A review on the prediction of remaining service life of rolling bearings[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023,42(1): 1-23.

[3] CHOUDHURY A, TANDON N. A theoretical model to predict vibration response of rolling bearings to distributed defects under radial load [J]. Journal of Vibration & Acoustics, 1998, 120(1): 214-220.

[4] 李奎,赵伟焯,戴逸华,等. 基于性能退化的智能脱扣器电源模块健康状态预测[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(8): 209-217.

LI K, ZHAO W ZH, DAI Y H, et al. Health state prediction of electronic trip unit power supply module based on performance degradation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(8): 209-217.

[5] ZHANG W T, YANG D, WANG H CH. Data-driven methods for predictive maintenance of industrial equipment: A Survey[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 13(3): 2213-2227.

[6] 裴洪,胡昌华,司小胜,等. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述[J]. 机械工程学报, 2019, 55(8): 1-13.

PEI H, HU CH H, SI X SH, et al. Review of machine learning based remaining useful life prediction methods for equipment[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(8): 1-13.

[7] 姜苗,向阳,魏建红. 基于迁移学习的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(4): 665-673.

JIANG M, XIANG Y, WEI J H. Prediction of the remaining service life of a rolling bearing based on transfer learning. [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(4): 665-673.

[8] 景博,崔展博,孙宏达,等. 失效物理与数据驱动融合的燃油泵在线寿命预测[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 68-76.

JING B, CUI ZH B, SUN H D, et al. Online life prediction of the fuel pump based on failure physics and data-driven fusion [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(3): 68-76.

[9] 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.

[10] 张玉杰,彭宇,刘大同. 飞机机电系统部件数据驱动健康状态在线估计方法综述[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 118-130.

ZHANG Y J, PENG Y, LIU D T. Review on data-driven

- health state on-line estimation methods for aircraft electromechanical system components [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(6): 118-130.
- [11] 赵光权, 刘小勇, 姜泽东, 等. 基于深度学习的轴承健康因子无监督构建方法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(6): 82-88.
- ZHAO G Q, LIU X Y, JIANG Z D, et al. Unsupervised health indicator of bearing based on deep learning[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 82-88.
- [12] 孙世岩, 张钢, 梁伟阁, 等. 基于改进受限玻尔兹曼机的滚动轴承健康因子构建方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(9): 2979-2985.
- SUN SH Y, ZHANG G, LIANG W G, et al. Construction method of rolling bearing indicator based on enhanced restricted Boltzmann machine [J]. System Engineering and Electronics, 2023, 45(9): 2979-2985.
- [13] 车畅畅, 王华伟, 倪晓梅, 等. 基于 1D-CNN 和 Bi-LSTM 的航空发动机剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2021, 57(14): 304-312.
- CHE CH CH, WANG H W, NI X M, et al. Residual life prediction of aeroengine based on 1D-CNN and Bi-LSTM[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(14): 304-312.
- [14] 周壮, 周凤. 基于 E2E Deep VAE-LSTM 的轴承退化预测应用研究[J]. 计算机应用研究, 2022, 39(7): 2091-2097.
- ZHOU ZH, ZHOU F. Application study of bearing degradation prediction based on E2E Deep VAE-LSTM[J]. Application Research of Computer, 2022, 39(7): 2091-2097.
- [15] TONG SH, YANG J, ZONG H H. A prediction model for complex equipment remaining useful life using gated recurrent unit complex networks [J]. Enterprise Information System, 2023, 17(1/6): 672-688.
- [16] MOSALLAM A, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N. Nonparametric time series modelling for industrial prognostics and health management [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 69(5/8): 1685-1699.
- [17] HONG SH, ZHOU ZH, ZIO E, et al. Condition assessment for the performance degradation of bearing based on a combinatorial feature extraction method[J]. Digital Signal Processing, 2014, 27: 159-166.
- [18] HU CH H, PEI H, SI X SH, et al. A prognostic model based on DBN and diffusion process for degrading bearing[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(10): 8767-8777.
- [19] 王久健, 杨绍普, 刘永强, 等. 一种基于空间卷积长短时记忆神经网络的轴承剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(21): 88-95.
- WANG J J, YANG SH P, LIU Y Q, et al. A method of bearing remaining useful life estimation based on convolutional long short-term memory neural network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(21): 88-95.
- [20] PARK Y I, SONG J W, KANG S J. Pseudo label vector guided parallel attention network for remaining useful life prediction [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(4): 5602-5611.
- [21] 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. Combining LSTM and Self-Attention for remaining life prediction of rolling bearings[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(6): 1744-1753.
- [22] 王奉涛, 刘晓飞, 邓刚, 等. 基于长短期记忆网络的滚动轴承寿命预测方法[J]. 振动. 测试与诊断, 2020, 40(2): 303-309.
- WANG F T, LIU X F, DENG G, et al. Remaining useful life prediction method for rolling bearing based on the long short-term memory network [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 303-309.
- [23] 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(31): 98-109.
- [24] WANG F T, LIU X F, DENG G, et al. Remaining life prediction method for rolling bearing based on the long short-term memory network [J]. Neural Processing Letters. 2019, 50(3): 2437-2454.
- [25] MOSALLAM A, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N. Nonparametric time series modelling for industrial prognostics and health management [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2013, 69(5/8): 1685-1699.
- [26] 周圣文, 郭顺生, 杜百岗. 基于 LSTM-ES-RVM 的滚动轴承剩余寿命预测方法[J]. 振动工程学报, 2023, 36(6): 1723-1735.
- ZHOU SH W, GUO SH SH, DU B G. Remaining useful life prediction method of rolling bearing based on LSTM-ES-RVM networks[J]. Journal of Vibration Engineering, 2023, 36(6): 1723-1735.

- [27] TRULL O, GARCÍA-DÍAZ J C, PEIRÓ-SIGNES A. Multiple seasonal STL decomposition with discrete-interval moving seasonalities [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2022, 433: 127398.
- [28] NIEVES AVENDANO D, VANDERMOORTELE N, SOETE C, et al. A semi-supervised approach with monotonic constraints for improved remaining useful life estimation [J]. *Sensors*, 2022, 22(4): 1590.
- [29] AYER M, BRUNK H D, EWING G M, et al. An empirical distribution function for sampling with incomplete information [J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1955, 26(4): 641-647.
- [30] SALINAS D, FLUNKERT V, GASTHAUS J, et al. DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks [J]. *International Journal of Forecasting*, 2020, 36(3): 1181-1191.
- [31] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAH K, et al. PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests [C]. *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM' 12*. IEEE Catalog Number: CPF12PHM-CDR, 2012: 1-8.
- [32] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2020, 69(1): 401-412.
- [33] 周裕华. 滚动轴承的性能退化评估与剩余使用寿命预测方法的研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2018.
- ZHOU Y H. Research on performance degradation assessment and remaining useful life prediction methods of rolling bearings [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2018.

作者简介



邹筱瑜, 分别在 2012 年和 2018 年于东北大学获得学士学位和博士学位, 现为中国矿业大学副教授, 主要研究方向为机电装备智能运维。

E-mail: zouxiaoyu@cumt.edu.cn

Zou Xiaoyu received her B. Sc. and Ph. D. degree both from Northeastern University in 2012 and 2018, respectively. She is currently an associate professor at China University of Mining and Technology. Her main research interests include intelligent operation and maintenance of electro-mechanical equipment.



胡亮, 2019 年于南京工程学院获得学士学位, 2024 年于中国矿业大学获得硕士学位, 主要研究方向为剩余寿命预测。

E-mail: hu_liang@cumt.edu.cn

Hu Liang received his B. Sc. degree from Nanjing Institute of Technology in 2019, and M. Sc. degree from China University of Mining and Technology in 2024. His main research interest is remaining life prediction of equipment.



王福利 (通信作者), 分别 1982 年和 1982 年和 1988 年于东北大学获得学士学位、硕士学位和博士学位, 现为东北大学教授, 主要研究方向为复杂工业过程智能控制与故障诊断。

E-mail: wangfuli@mail.neu.edu.cn

Wang Fuli (Corresponding author) received his B. Sc., M. Sc. and Ph. D. degree all from Northeastern University in 1978, 1982 and 1988, respectively. He is currently a professor at Northeastern University. His main research interests include intelligent control and fault diagnosis of complex industrial processes.



潘杰, 分别在 2009 年和 2014 年于中国矿业大学获得学士学位和博士学位, 现为中国矿业大学副教授, 主要研究方向为信号分析、计算机视觉。

E-mail: panjie1616@cumt.edu.cn

Pan Jie received his B. Sc. and Ph. D. degree both from China University of Mining and Technology in 2009 and 2014, respectively. He is currently an associate professor at China University of Mining and Technology. His main research interests include signal analysis and computer vision.



王忠宾, 分别在 1995 年和 1998 年于中国矿业大学获得学士学位和硕士学位, 2002 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为矿业大学教授, 主要研究方向为矿山机电装备智能化、复杂环境机器人技术。

E-mail: wzbcmee@163.com

Wang Zhongbin received his B. Sc. and M. Sc. degree both from China University of Mining and Technology in 1995 and 1998, respectively, and Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2002. He is currently a professor at China University of Mining and Technology. His main research interests include intelligent mining electro-mechanical equipment and robotics for complex environments.