

[环保·安全]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2022.06.015

基于 DTCWPT 分频特征和 BiLSTM 的 滚动轴承剩余寿命预测

魏 豪, 权 伟, 何建国, 张 玮

(西安工程大学 机电工程学院, 陕西 西安 710048)

摘 要:针对滚动轴承退化状态不稳定和传统退化指标不能准确描述轴承退化状态从而导致预测精度不高的问题,课题组提出一种基于快速谱峭度与双树复小波包 DTCWPT 结合双向长短时记忆网络 BiLSTM 的轴承寿命预测方法。该方法首先使用快速谱峭度计算故障中心频率;然后使用双树复小波包对信号进行分频处理,选取包含故障中心频率的分频带重构信号提取退化特征,并通过时间相关性、鲁棒性进行特征筛选;最后使用 BiLSTM 进行寿命预测。试验结果表明课题组所提出的预测方法可以准确预测轴承剩余使用寿命,对比 LSTM 方法进一步验证了课题组所提方法的有效性。

关 键 词:滚动轴承;剩余寿命预测;快速谱峭度;双树复小波包;双向长短时记忆网络

中图分类号:TH133.33 **文献标志码:**A **文章编号:**1005-2895(2022)06-0088-08

Residual Life Prediction of Rolling Bearings Based on DTCWPT Crossover Features and BiLSTM

WEI Hao, QUAN Wei, HE Jianguo, ZHANG Wei

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract: Aiming at the problem of low prediction caused by the unstable degradation state of rolling bearings and inaccurate traditional degradation index to describe bearing degradation state, a bearing life prediction method was proposed based on fast spectral kurtosis and dual tree complex wavelet packet (DTCWPT), combined with bidirectional long short time memory network (BiLSTM). Firstly, the fault center frequency was calculated with fast spectrum kurtosis. Then the dual tree complex wavelet packet was used for frequency division processing of the signal, and the frequency division reconstruction signal containing the fault center frequency was selected to extract the degradation features, and the feature screening was carried out through time correlation and robustness. Finally BiLSTM was used for life prediction. The experimental data verify that the prediction method proposed can accurately predict the remaining service life of bearings, and the effectiveness of the proposed method is verified by comparing with LSTM method.

Keywords: rolling bearing; residual life prediction; fast spectral kurtosis; DTCWPT (Dual Tree Complex Wavelet Packet); BiLSTM (Bi-Directional Long Short Term Memory)

滚动轴承作为旋转机械核心零部件,广泛应用于机械设备中,对机械设备的安全运行发挥着至关重要的作用。滚动轴承的状态识别和寿命预测也是现在众多学者关注的热点问题^[1-2]。轴承服役期间逐渐产生的退化和损伤,若未能及时发现或提前预测,可能会导

致严重的安全事故和经济损失。因此,有必要对滚动轴承的可靠性进行评估,预测其剩余使用寿命,以维持旋转机械安全可靠运行。

目前,滚动轴承剩余寿命预测方法主要分为基于物理模型的方法和基于数据驱动的方法^[3],其中数据

收稿日期:2022-06-06;修回日期:2022-08-20

基金项目:陕西省科技厅自然科学基金基础研究计划-面上项目(2022JM-219)。

第一作者简介:魏豪(1998),男,陕西西安人,硕士研究生,主要研究方向为机械设备故障诊断与故障分类。E-mail:1719284912@qq.com

驱动方法更加符合现代化复杂工业和工业大数据环境,故基于统计分析和人工智能等数据驱动方法被广泛应用于寿命预测领域^[4-5]。

基于数据驱动的轴承剩余使用寿命预测核心步骤为退化特征提取^[6],因此近年来国内外学者针对轴承的退化特征提取问题开展了大量研究,如经典时域、频域统计特征^[7],经验模态分解^[8],小波包分解^[9]等时频域特征,机器学习^[10]、深度学习^[11]等退化特征提取方法被相继应用于寿命预测领域。其中,结合经典统计特征的改进特征趋势因具有较强可解释性受到众多学者青睐。曾大懿等^[12]提出一种基于退化特征间相关性的评价指标,将其应用于统计特征和深度学习特征进行预测,并取得优良效果。李卓漫等^[13]提出基于卷积自编码器和混合灰狼优化支持向量回归机的性能退化趋势预测方法,利用卷积自编码器将高维经典统计指标进行降维,取得了优化特征趋势的效果。陈昌等^[14]提出使用威布尔形状分布参数作为轴承退化特征,结合粒子群优化的最小二乘支持向量机得到了准确的预测效果。上述退化特征提取方法虽具有一定效果,但是并未考虑到轴承初期故障包含于噪声之中,会导致退化特征状态识别滞后于真实轴承状态。

故课题组提出一种基于快速谱峭度与 DTCWPT 结合 BiLSTM 的滚动轴承剩余寿命预测方法:利用快速谱峭度对信号中冲击的敏感性,结合双树复小波包故障中心分频带提取退化特征有效降低信号噪声干扰成分;通过增强特征趋势提高对轴承真实状态的刻画能力,使用 BiLSTM 进行寿命预测;最后进行了试验数据验证,并与 LSTM 预测方法进行比较。

1 算法原理

1.1 快速谱峭度原理

快速谱峭度方法是由 Antoni^[15]在带通滤波的基础上提出的,其定义为:

$$K_x(f) = [S_4(f)/(S_2(f))^2] - 2。 \quad (1)$$

式中: $f \neq 0$, $S_n(f)$ 为信号的 n 阶谱矩,且 $S_n(f) = E\langle |L(f,t)|^n \rangle$,其中 $E\langle \cdot \rangle$ 为取均值, $|\cdot|$ 为取模, $L(f,t)$ 是信号 x_i 在 f 处的复包络。

以二叉树滤波器组为例,算法的步骤如下:

1) 构造一个截止频率 $f_c = 1/8 + \varepsilon$ 的低通滤波器

$h(t)$, $\varepsilon > 0$ 。以 $f_c = 0.4$ 为例, $h(n)$ 构造通频带为 $[0, 1/4]$ 的准低通滤波器 $h_0(n)$ 和通带为 $[1/4, 1/2]$ 的准高通滤波器 $h_1(n)$,具体如下:

$$\left. \begin{aligned} h_0(n) &= h(n) e^{j\pi n/4} = h(n) [\cos(\pi n/4) + j\sin(\pi n/4)]; \\ h_1(n) &= h(n) e^{j3\pi n/4} = h(n) [\cos(3\pi n/4) + j\sin(3\pi n/4)]. \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

2) 分别以 $h_0(n)$ 和 $h_1(n)$ 对第 n 个滤波带进行低通和高通滤波,对滤波结果做 2 倍降采样,如图 1 所示。如此迭代可以获得如图 2 所示的滤波器树及相应的滤波结果。图 2 中 $c_k^i(n)$ 表示第 k 层第 i 个滤波器对信号滤波后的信号幅值。其中 i 取值为 $0 \sim 2^k - 1$; 2 倍降采样的目的是保证滤波器每一层中的数据长度与原始数据相同。

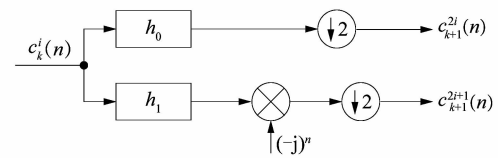


图 1 低通/高通分解

Figure 1 Decomposition of low pass/high pass

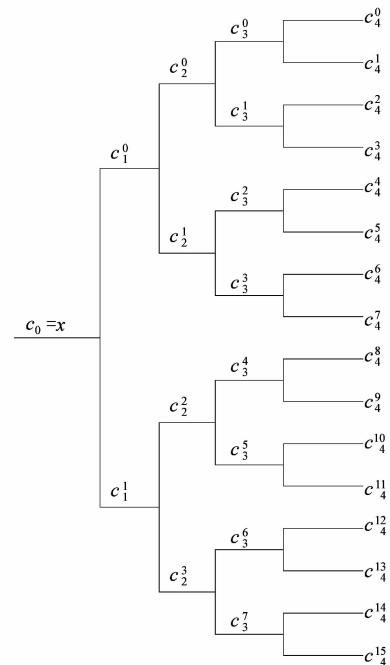


图 2 二叉树滤波器组及相应的滤波结果

Figure 2 Binary tree filter sets and corresponding filtering results

3) 对于每一个滤波器结果,按照峭度公式计算其谱峭度:

$$K = \frac{E\langle |c_k^i(n)|^4 \rangle}{\{E\langle |c_k^i(n)|^2 \rangle\}^2} - 2. \quad (3)$$

式中, c 是滤波信号的幅值。

4) 将所有的谱峭度汇总,从而得到“谱峭度图”。峭度值大的频带预示着该频带为冲击信号激发的共振频带。

1.2 双树复小波包

双树复小波包可以视为由 2 个并行的离散小波包变换组成,2 个并行的离散小波包分别为双树复小波包的实部树和虚部树。为了有效保留信号中所有信息,解决原始小波包中信息丢失的问题,课题组重构和分解信号使其始终保持虚部树位于实部树的中间位置。DTCWPT 具有近似平移不变性这样的优良性能,对信号分频处理具有更加良好的效果。

复小波基函数构造如下:

$$\Psi_c(t) = \Psi_r(t) + j\Psi_i(t). \quad (4)$$

式中: $\Psi_r(t)$ 为实部, $\Psi_i(t)$ 为虚部,如果 $\Psi_r(t)$ 和 $\Psi_i(t)$ 构成一对希尔伯特变换对,则 $\Psi_c(t)$ 为解析信号。

复尺度函数与复小波函数的构造方法相似。DTCWPT 实部变换的小波系数 $d_l(k)$ 和尺度系数 ε_j 公式为:

$$d_l(k) = 2^{l/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Psi_h(2^l t - k) dt, l = 1, 2, \dots, J; \quad (5)$$

$$\varepsilon_j(k) = 2^{l/2} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \Phi_h(2^l t - k) dt. \quad (6)$$

式中: l 为尺度因子, J 为分解层数, $\Psi_h(t)$ 为实部树的小波函数, $\Phi_h(t)$ 为实部树的尺度函数。

1.3 特征提取及特征筛选

经双树复小波包分频降噪处理后,对故障中心频带重构信号进行经典时域、频域特征提取。提取到的时域特征有:均方根值、最大值、最小值、峰峰值、绝对平均值、波形指标、峰值、峰值因子、脉冲因子、平均值、峭度、峭度因子、方根幅值、裕度因子、裕度指标、余隙因子、基尼系数和中值因子。提取到的频域指标有:频域均值、频域均方根和频域重心。

为了获得对剩余寿命预测获得更有效和高效的退

化特征,选用 2 个退化特征评估指标——时间相关性和鲁棒性。时间相关性度量用于评估滚动轴承性能的退化特征与轴承运行时间的相关性;鲁棒性度量用于评估特征指标刻画轴承性能退化趋势的鲁棒性。评估参数公式如下:

$$\text{corr}(F, T) = \frac{\left| L \sum_t f_p(l) t_l - \sum_t f_p(l) t_l \sum_t t_l \right|}{\sqrt{\left[L \sum_t f_p(l)^2 - \left(\sum_t f_p(l) \right)^2 \right] \left[L \sum_t t_l^2 - \left(\sum_t t_l \right)^2 \right]}}; \quad (7)$$

$$\text{rob}(F) = \frac{1}{L} \sum_t \exp \left(- \left| \frac{f_r(l)}{f(l)} \right| \right). \quad (8)$$

式中: $\text{corr}(F, T)$ 为时间相关性, F 为特征序列, T 为时间序列, $\text{rob}(F)$ 为鲁棒性, t_l 表示第 l 组特征对应的时间标签, $f(l)$ 表示 l 组特征, $f_p(l)$ 表示平稳部分, $f_r(l)$ 表示随机余量, L 为样本时间总长度。

2 剩余寿命预测

2.1 BiLSTM 原理

在长短记忆人工网络(long short-term memory, LSTM)解决循环神经网络(recurrent neural network, RNN)处理时间序列梯度消失和梯度爆炸问题的基础上,研究人员针对 LSTM 无法处理后向信息导致预测结果不准确问题,提出了 BiLSTM 通过前向和后向神经网络获取预测结果,提升了预测准确性。BiLSTM 结构如图 3 所示。

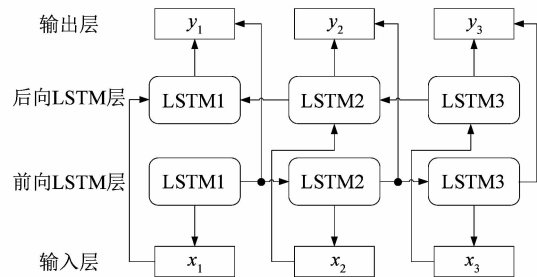


图 3 BiLSTM 网络结构

Figure 3 BiLSTM network structure

由图 3 可以看出, BiLSTM 处理时间序列时,前向和后向的独立隐藏层可以同时捕获之前和之后的信息,针对轴承全寿命数据的长时间序列,具有更加优良的预测性能。

2.2 寿命预测流程

寿命预测流程如图 4 所示,具体步骤如下:

- 1) 获取轴承退化振动加速度信号;
- 2) 使用 3σ 准则估计轴承故障起始时间;
- 3) 对预测起始时间后的振动数据进行快速谱峭度计算,确定滤波中心频带;
- 4) 对振动信号进行双树复小波包分频处理;
- 5) 选取包含故障中心频率的频带重构信号提取时域、频域特征;
- 6) 使用时间相关性、鲁棒性指标对特征进行筛选;
- 7) 将筛选特征输入 BiLSTM 模型训练并预测。

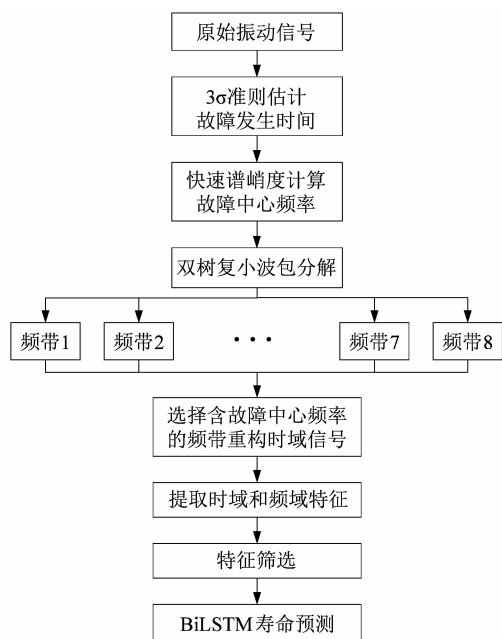


图 4 寿命预测流程图

Figure 4 Flow chart of life prediction

3 试验分析

3.1 数据准备

为验证所提出方法的有效性,开展轴承全寿命试验获取轴承全寿命数据,试验针对 SKF 6312/C3 深沟球轴承开展,表 1 所示为 SKF 6312/C3 深沟球轴承参数。试验台共安装 4 套轴承,使用加速度传感器监测振动信号,使用电流钳监测电流信号,使用键相传感器监测主轴转速。

试验每间隔 1 min 采集 1.28 s 数据,采样频率 12 800 Hz,包含 4 套轴承的振动、电流和转速等信号,试验工况如表 2 所示。

表 1 SKF 6312/C3 深沟球轴承参数

Table 1 Parameters of SKF 6312/C3

deep groove ball bearing		mm
内滚道直径	外滚道直径	滚珠直径
60	130	31

表 2 试验工况

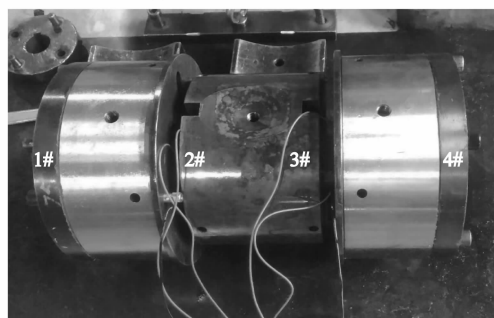
Table 2 Test conditions

转速/($r \cdot \min^{-1}$)	径向力/kN	轴向力/kN
3 120	37.5	0.0

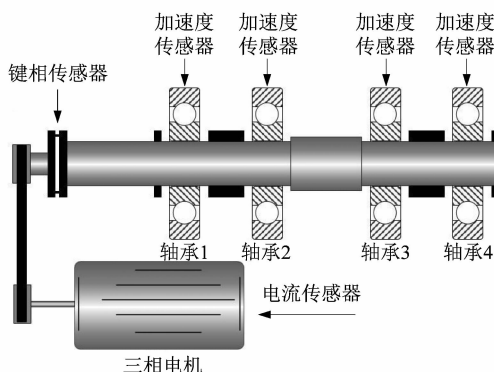
试验台与测点位置如图 5 所示。



(a) 试验台及数据采集设备



(b) 轴承工装



(c) 轴承安装示意图

图 5 轴承寿命试验台及测点

Figure 5 Bearing life test-bed and measurement points

试验所使用的4套轴承实际额定寿命、全生命周期运行时长及各轴承运行至寿命终止的失效形式如表3所示。

表3 试验轴承寿命及失效形式

Table 3 Life and failure forms of test bearings

轴承编号	额定寿命/h	实际寿命/h	失效形式
6312-1#	65.16	97.73	滚动体
6312-2#	65.16	154.02	滚动体
6312-3#	65.16	43.18	外圈
6312-4#	65.16	77.43	外圈

得到轴承全寿命试验数据,首先使用 3σ 准则估计故障发生时刻,并对故障发生时刻振动信号进行快速谱峭度计算,结果如图6所示。快速谱峭度图中的颜色深、浅代表信号所在频带的峭度值大、小,颜色越深,峭度值越大,颜色越浅,峭度值越小;而峭度值大的频带预示着该频带为冲击信号激发的共振频带。可以看出当信号在4.4 kHz频带时,峭度值最大,故障冲击成分包含最多。

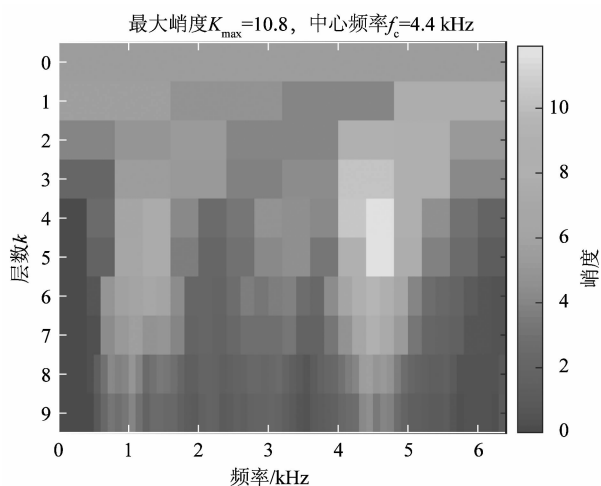


图6 快速谱峭度图

Figure 6 Fast spectral cliff plot

对故障发生时刻原始振动信号和包含故障中心频率4.4 kHz分频带重构时域信号进行包络解调精密分析,结果如图7所示。由图7可见:总频信号中因包含大量噪声,导致故障特征无法识别,但分频包络谱中包含清晰的故障特征,证明通过DTCWPT对故障滤波中心频带滤波后,可有效减少信号中的噪声干扰,所提取分频退化特征更加准确地反映轴承真实状态。

然后对特征进行筛选,使用轴承6312-4#数据,分

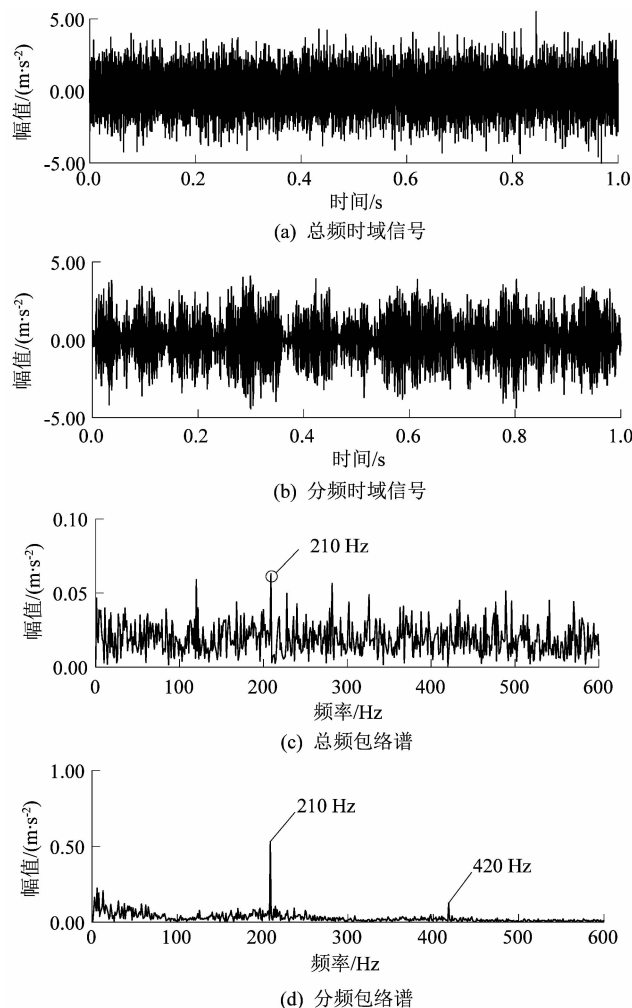
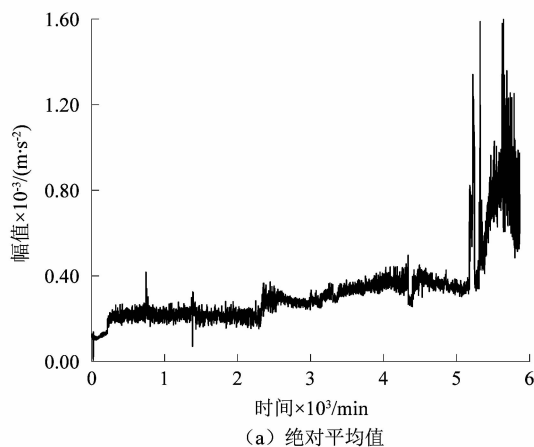


图7 总频与分频信号包络分析

Figure 7 Envelope analysis of total frequency and division frequency signal

别从21维特征中筛选出时域统计量绝对平均值和方根幅值及频域统计量频域均值3个特征指标作为寿命预测模型训练数据集,具体内容如图8所示。



(a) 绝对平均值

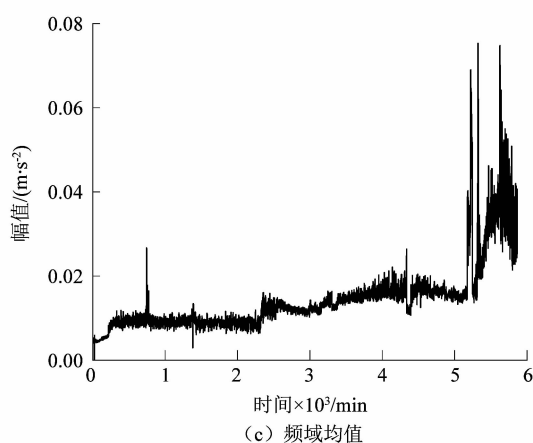
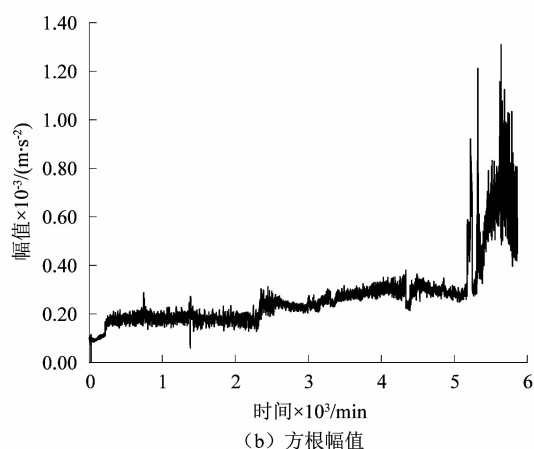


图 8 特征筛选

Figure 8 Feature filtering

传统轴承剩余使用寿命 (remaining useful life, RUL) 将轴承退化指标和时间构造为一个线性函数,但真实轴承退化一般发生在轴承全寿命的后期,前期健康阶段的退化可以忽略不计。为了更好的模拟轴承剩余使用寿命与时间的关系,构造分段线性 RUL 目标函数,具体如图 9 所示,将 3σ 准则估计的故障起始时刻之前看做健康阶段,之后看做轴承退化阶段,进行分段线性函数模拟。

3.2 BiLSTM 模型预测

为验证 BiLSTM 预测模型配合分段线性 RUL 函数对长时序的预测性能,现将 6312-1#数据归一化特征作为训练集对模型进行训练,并使用训练好的模型分别对测试集轴承 6312-2#, 6312-3# 和 6312-4# 进行预测,训练模型参数如表 4 所示,图 10 所示为滚动轴承 RUL 预测结果。

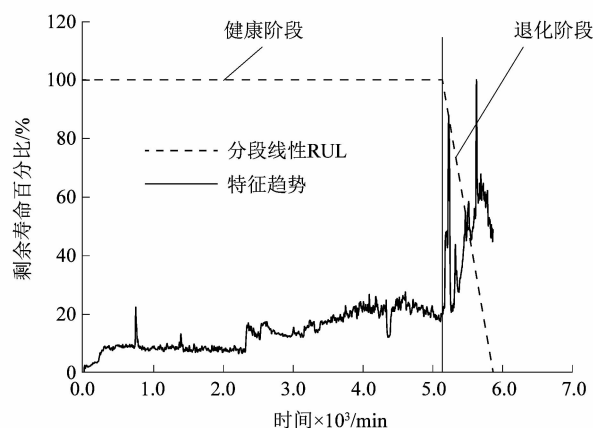


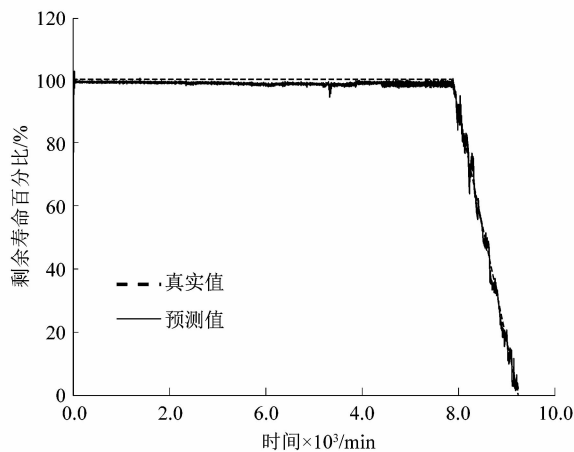
图 9 轴承分段线性 RUL 曲线

Figure 9 Segmented linear RUL curve of bearing

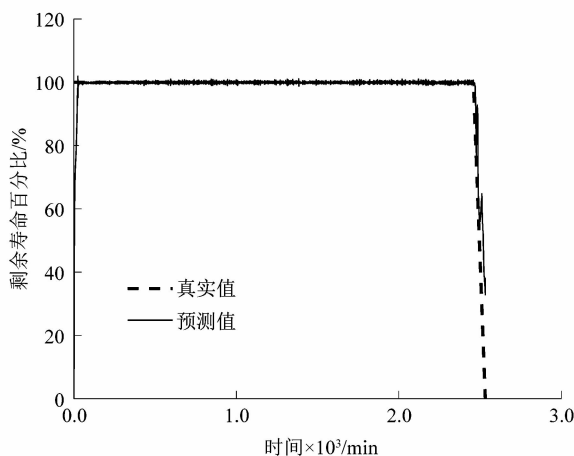
表 4 网络模型参数

Table 4 Network model parameters

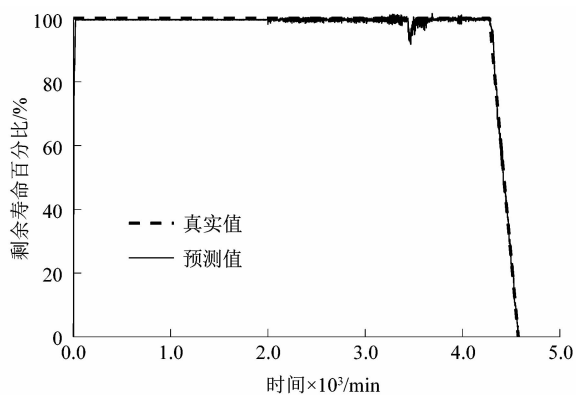
输入层节点数	输出层节点数	神经元数	网络层数	学习率
6	1	256	4	0.01



(a) 6312-2#轴承剩余使用寿命预测



(b) 6312-3#轴承剩余使用寿命预测



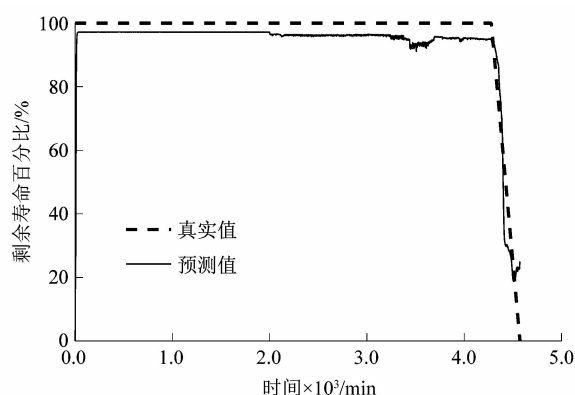
(c) 6312-4#轴承剩余使用寿命预测

图 10 BiLSTM 模型剩余使用寿命预测

Figure 10 BiLSTM model residual life prediction

使用相同训练集和测试集数据验证 LSTM 预测模型效果,为保证对比公平性,模型参数与 BiLSTM 一致,LSTM 预测结果如图 11 所示。

对比图 10 和图 11 发现,采用课题组提出方法提取的轴承退化特征结合 BiLSTM 预测模型的预测结果与真实值拟合度更高,并且根据所构造的分段线性 RUL 函数可以有效提升轴承末期退化阶段预测准确率,



(c) 6312-4#轴承剩余使用寿命预测

图 11 LSTM 模型剩余使用寿命预测

Figure 11 LSTM model residual life prediction

与轴承寿命预测所关注的重点一致,进一步证明了本文方法的实用性。模型均方根误差如表 5 所示,可以看出,BiLSTM 预测模型的均方根误差 (root mean square error, RMSE) 均远小于 LSTM 预测模型,验证了 BiLSTM 结合本文分段线性 RUL 函数对长时和短时轴承寿命预测的通用性。

表 5 模型均方根误差对比

Table 5 Comparison of model root mean square errors

轴承编号	均方根误差/%	
	LSTM	BiLSTM
6312-2#轴承	32.48	4.81
6312-3#轴承	18.26	4.03
6312-4#轴承	25.10	2.59

4 结论

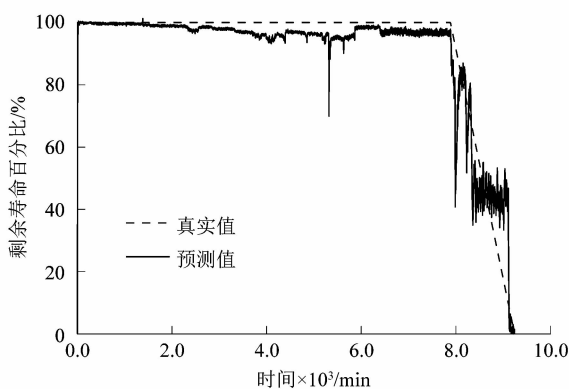
针对轴承传统退化特征导致预测精度差的问题,课题组提出了基于分频特征结合 BiLSTM 的轴承剩余使用寿命预测方法,经过试验验证,所得结论如下:

1) 通过快速谱峭度和 DTCWPT 方法提取的分频退化特征可以有效降低信号中的噪声成分,准确刻画轴承的真实退化状态。

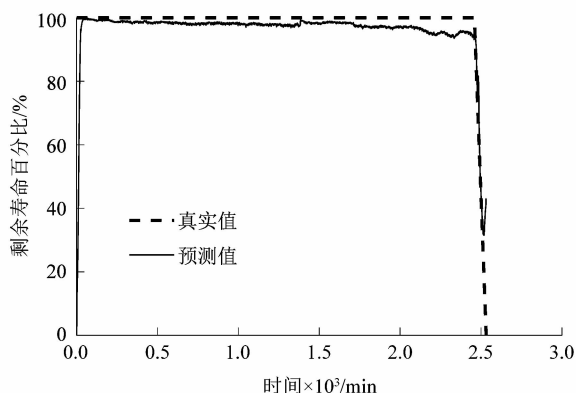
2) 结合分段线性 RUL 函数的 BiLSTM 预测模型,可以准确预测长时序列,并准确预测轴承全寿命末期结果,符合轴承寿命预测的实际需求;对比 LSTM 预测模型,切实提升了轴承剩余寿命预测的准确性。

参考文献:

[1] 袁焱,张永,丁汉. 工业人工智能的关键技术及其在预测性维护中



(a) 6312-2#轴承剩余使用寿命预测



(b) 6312-3#轴承剩余使用寿命预测

- 的应用现状[J]. 自动化学报,2020,46(10):2013-2030.
- [2] 赵广谦,姜培刚,林天然. 基于 CNN-BiLSTM 网络及注意力机制的智能滚动轴承剩余寿命预测方法[J]. 机电工程,2021,38(10):1253-1260.
- [3] 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:1-25. [2022-06-10]. https://kns.cnki.net/kcms/detail/detail.aspx?dbcode=CAPJ&dbname=CAPJLAST&filename=JXKX2021070900R&uniplatform=NZKPT&v=711_rPogPQc3aN5xqqaNbvWeulZ0IP5_FyFP-ZVyMopTr32cej9BZQKVsvPHJnF- DOI:10.13433/j.cnki.1003-8728.20200489.
- [4] ZHOU F N, GAO Y L, WEN C L. A novel multimode faultclassification method based on deep learning[J]. Journal of Control Science and Engineering,2017(1):1-14.
- [5] 任宁,蒋智杰,张斌,等. 重载轴承节能延寿试验研究[J]. 机电工程,2020,37(09):1085-1088.
- [6] 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.
- [7] 李文峰,许爱强,孙纪杰,等. 滚动轴承时域新指标的 WNN 状态退化预测研究[J]. 机械传动,2016,40(6):36-41.
- [8] 高宏玉,王典,张守京. 基于 CEEMD-SE 和 LSTM 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 轻工机械,2021,39(3):10-15.
- [9] 马州生. 基于双树复小波和时间序列的转轴剩余寿命预测研究[J]. 机床与液压,2019,47(19):200-204.
- [10] 周俊曦,王欣. 基于 LightGBM 的航空发动机剩余寿命预测[J]. 现代计算机,2021,27(33):44-48.
- [11] 赵志宏,李晴,杨绍普,等. 基于 BiLSTM 与注意力机制的剩余使用寿命预测研究[J]. 振动与冲击,2022,41(6):44-50.
- [12] 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.
- [13] 李卓漫,王海瑞,于童. 基于 CAE 与混合灰狼优化 SVR 的滚动轴承性能退化趋势预测[J]. 化工自动化及仪表,2021,48(6):620-624.
- [14] 陈昌,汤宝平,吕中亮. 基于威布尔分布及最小二乘支持向量机的滚动轴承退化趋势预测[J]. 振动与冲击,2014,33(20):52-56.
- [15] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing,2007,21(1):108-124.

《轻工机械》2023 年征订启事

《轻工机械》杂志(刊号:CN 33-1180/TH, ISSN 1005-2895),创刊于 1983 年,由中国轻工机械协会、中国联合装备集团有限公司与轻工业杭州机电设计研究院联合主办,是一份在国内有较高影响力、历史悠久的轻工机械领域的专业性科技期刊,以报道轻工机械、自动化技术、机电一体化、工艺设计及其应用为特色。

- 双月刊,大 16 开,每册定价 10.00 元,全年 60.00 元。
- 邮局订阅(代号 32-39),也可直接向本编辑部邮购(另加邮费 2 元/本)。
- 编辑部地址:杭州市余杭区高教路 970-1 号西溪联合科技广场 4 号楼 711 邮编:311121
- 电话:(0571)85186130 85187520 E-mail: qgjxzz@126.com
- 网址:www.qgjxzz.com
- 开户银行:工行杭州建国北路支行
- 户头:轻工业杭州机电设计研究院有限公司 帐号:1202022209014428297
税号:913300007236292912

本刊系中国科技论文统计源期刊(中国科技核心期刊),已加入《中国学术期刊(光盘版)》和“中国期刊网”“万方数据资源系统”“中文科技期刊数据库”,并被《中国学术期刊文摘》、英国《科学文摘》(SA, INSPEC)、美国化学文摘(CA)、美国剑桥科学文摘(CSA)、美国乌利希期刊指南(Ulrich)和美国 EBSCO 数据库等收录。

欢迎订阅 ● 欢迎刊登广告 ● 欢迎赐稿