

基于累积变换和EResNet-KSLSTM网络的滚动轴承剩余使用寿命预测方法

潘作舟¹ 吴一丁¹ 胡宜成² 潘熾宇¹ 赵 鹏¹ 蒋 飞³

(1. 中国计量大学 计量测试与仪器学院, 杭州 310018)

(2. 安徽第二医学院 口腔医学院, 合肥 230601)

(3. 东莞理工学院 机械工程学院, 东莞 523429)

摘要:【目的】针对滚动轴承工作环境恶劣、早期退化趋势微弱,导致预测过程的故障特征提取难度大、预测精度不高等问题,提出一种基于累积变换的强化诊断模型,对滚动轴承开展剩余使用寿命预测任务。【方法】首先,提出了基于累积变换的特征强化方法,将提取所得特征量转换为对应的累积变换形式,增强原始特征量的敏感度;其次,构建基于累积特征的新型健康指标,利用连续触发机制算法对健康指标进行状态划分,获得初始故障发生点;最后,强化ResNet的跳连接模块、增加额外的校准通道,提高网络模型对关键退化特征的聚焦能力,并通过带Kolmogorov-Arnold Network (KAN)模块的堆叠长短期记忆(Stacked Long Short-Term Memory with KAN Module, KSLSTM)网络,获取全时空特征,进行轴承剩余使用寿命的精准预测。【结果】结果表明,通过构建累积变换特征和优化网络结构来提高小样本训练环境下的轴承剩余使用寿命预测精度,仿真和试验证明了该方法的有效性。

关键词: 滚动轴承; 累积特征; 强化ResNet; KSLSTM; 剩余使用寿命预测

中图分类号: TB115 **DOI:** 10.16579/j.issn.1001.9669.2026.05.002

0 引言

滚动轴承的工作条件不同或制造加工过程存在缺陷等,导致其在工程实践中的实际寿命与理论寿命存在显著差异^[1]。而准确地预测轴承实际工作寿命则可以有效提升旋转机械运转可靠性,避免人员受伤、设备损坏^[2]。因此,滚动轴承剩余使用寿命(Remaining Useful Life, RUL)预测研究在工程实践中具有重要的应用价值和现实意义^[3-4]。

滚动轴承的RUL预测过程可以通过分析和处理振动信号实现^[5]。振动信号中包含有轴承退化状态的关键特征信息,通过小波变换^[6]、经验模态分解^[7]、变分模态分解^[8]、小波包分解^[9]等方法提取退化特征,并开展相关预测活动。但早期轴承退化特征较微弱,容易被实际背景噪声淹没,所以对早期微弱退化信号的检测和跟踪难度巨大^[10]。基于数据驱动的信号分析处理技术则可以挖掘不同层级、不同感受野下的轴承

退化特征,并以其作为预测器输入,进行轴承状态预测^[11-12]。YANG等^[13]提出一种剩余自注意多状态门控单元来感知信号中的中长期特征,实现轴承RUL预测。WANG等^[14]通过建立可以识别故障起始点的新型健康评价指标,构建一种能够自适应地动态匹配部件相应阶段的RUL预测模型。LIU等^[15]以无监督的方式创建健康指标,并以此训练所构造的基于区域不变性注意深度选通递归单元的预测网络。传统数据驱动方法能够实现轴承RUL智能预测,但对轴承关键退化特征挖掘能力有限。因此,HUANG等^[16]设计一种基于深度卷积神经网络的滚动轴承RUL综合预测方法,该方法能够同时利用一维时间序列和二维图像中的轴承特征,提高网络综合信息输入量。钟建华等^[17]建立的基于 t 分布随机邻域嵌入降维方法的滚动轴承RUL预测方法,能够结合轴承的退化过程与实际振动信号,提高轴承RUL预测的准确性。YANG等^[18]研发一种基于健康感知与预测框架的时空注意机制概

收稿日期: 2025-06-18 修回日期: 2025-08-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(52405097); 浙江省青年人才托举基金项目(ZJSKXQT2015097); 浙江省青年基金项目(LQN25E050004); 广东省基础与应用基础研究基金项目(2023A1515110127)

作者简介: 潘作舟,男,1994年生,安徽巢湖人,博士研究生,副教授,硕士研究生导师; 主要研究方向为旋转机械关键部件智能诊断与预测; E-mail: panzz@cjlu.edu.cn。

蒋飞(通信作者),男,1994年生,江西上饶人,博士研究生,副教授,硕士研究生导师; 主要研究方向为齿轮系统动力学、智能诊断方法; E-mail: jiangfei@dgut.edu.cn。

引用格式: 潘作舟,吴一丁,胡宜成,等. 基于累积变换和EResNet-KSLSTM网络的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 机械强度, 2026, 48(5): 9-21.

PAN Zuozhou, WU Yiding, HU Yicheng, et al. Remaining useful life prediction of rolling-element bearings based on cumulative transformation and EResNet-KSLSTM network[J]. Journal of Mechanical Strength, 2026, 48(5): 9-21.



免费获取

率模型,能够有效获取轴承深度退化特征,提升轴承 RUL 预测精度,但需要依赖网络执行完整 RUL 预测过程,并且对网络结构要求过高,训练所需样本过大^[19-20]。

基于上述内容,本文构造对轴承退化规律更加敏感的累积变换特征。并在此基础上,提出了一种基于强化残差网络和堆叠式长短时记忆(Stacked Long Short-Term Memory, SLSTM)网络的轴承 RUL 预测方法,通过对累积特征组中关键故障特性实现时间与空间层面的定向挖掘,提高小样本训练环境下的预测精度。研究内容包括:

1)提出一种提高轴承原始特征敏感度的累积变换方法。

2)设计一种新型轴承健康指标,可以更好地确定轴承健康状态和初始故障点。

3)构建小样本训练环境下能够定向挖掘轴承退化特性的智能预测网络。

1 试验平台介绍

使用的数据集通过 PRONOSTIA 加速寿命试验平台采集得到^[21]。试验平台主要包括传动系统、加载系统、测量系统,具体结构如图 1 所示。通过 PRONOSTIA 试验平台完成了 3 种工况共 17 个轴承从开始运行到失效全过程的振动信号采集。其中,工况 1 试验轴承 7 个,编号为 B1-1~B1-7;工况 2 试验轴承 7 个,编号 B2-1~B2-7;工况 3 试验轴承 3 个,编号 B3-1~B3-3。该数据集每种工况的前 2 个轴承数据是完整的,被设为训练数据,剩下的轴承数据则被设为测试数据。表 1 所示为 PRONOSTIA 试验平台的 3 种工况信息。

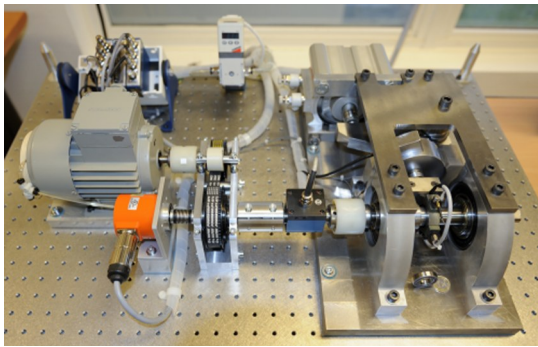


图 1 PRONOSTIA 加速寿命试验平台结构

Fig. 1 Structure of the PRONOSTIA accelerated life test platform

表 1 PRONOSTIA 试验平台工况信息

Tab. 1 Working condition information of the PRONOSTIA test

stand		
工况	转速/(r/min)	载荷/N
1	1 800	4 000
2	1 650	4 200
3	1 500	5 000

2 累积特征变换

2.1 信号预处理

由于滚动轴承运行环境复杂,环境噪声和随机噪声会掩盖轴承关键状态信息,对特征产生负面影响^[22]。为排除这种影响,对提取到的特征进行平滑处理。

第 1 步:选择滑动窗口大小 h 。

第 2 步:计算窗口区间内每个数据点的回归权重 w_i 。权重函数 w_i 选取立方函数,即

$$w_i = [1 - |\frac{x - x_i}{d(x)}|^3]^3 \quad (1)$$

式中, x 为待平滑值横坐标; x_i 为窗口区间内任意值横坐标; $d(x)$ 为窗口内与 x_i 距离最远点横坐标。

第 3 步:对窗口内数据进行加权的 1 阶多项式线性最小二乘法回归处理。

第 4 步:根据回归曲线得到平滑值 $\hat{y}$ 。

对全部 n 个数据点,可作出 n 个加权回归线,各回归线中心值之间的连线为该段数据的 Lowess 曲线。

2.2 累积变换特征量

滚动轴承在运行过程中,性能将随时间退化,其在本质上是累积且不可逆的。因此,良好的退化特征应当具备退化和失效趋势一致、数值变动范围大及同类个体普适等特点。

单调性 M 反映了机械振动信号目标特征在其整个生命周期内的变化趋势,则

$$M = \frac{|A - B|}{n_1 - 1} \quad (2)$$

式中, n_1 为特征值的总数量; A 为正导数的个数; B 为负导数个数。

趋势性 T 描述了机械部件退化状态随时间变换情况,则

$$T = \frac{|\sum_{i=1}^N (x'_i - \bar{x}_0)(y'_i - \bar{y})|}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x'_i - \bar{x}_0)^2 \sum_{i=1}^N (y'_i - \bar{y})^2}} \quad (3)$$

式中, x'_i 为第 i 个时间节点; y'_i 为第 i 个时间节点的滚动轴承退化特征值; $\bar{x}_0$ 为滚动轴承全寿命周期内的时间平均值; $\bar{y}$ 为某个特征值在滚动轴承全寿命周期内的平均特征值; N 为特征值总数。

基于此,提出一种针对轴承特征的累积转换方法,旨在提高原始特征对轴承退化过程的敏感性。具体步骤如下:

1)对关键特征执行逐点累积运算 $\sum f(i)$ 。提高轴承特征的累积退化特性,削弱特征曲线中的干扰成

分,增强曲线的趋势性与单调性。但对轴承特征的逐点累积处理会导致其对早期故障灵敏度不足,并对后期故障反馈过度(退化规律不匹配)。

2)结合时间节点*i*与特征稳态值 $\bar{f}$,对特征执行点累积运算与尺度缩放变换,能够提升特征对退化趋势的表现能力,缓解上述问题。累积变换计算式为

$$c_{f,jn} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n f_j(i)}{i\bar{f}}}, j = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

式中, $c_{f,jn}$ 为第*j*个特征 $f_j(i)$ 的累积变换特征; $f_j(i)$ 为第*j*个原特征; $\bar{f}$ 为平稳期的原特征,是轴承平稳期原特征的平均值。

轴承 B1-1、B1-2、B2-1、B2-2、B3-1 以及 B3-2 这 6 组数据的原始、累积特征的单调性、趋势性结果分别如图 2、图 3 所示。

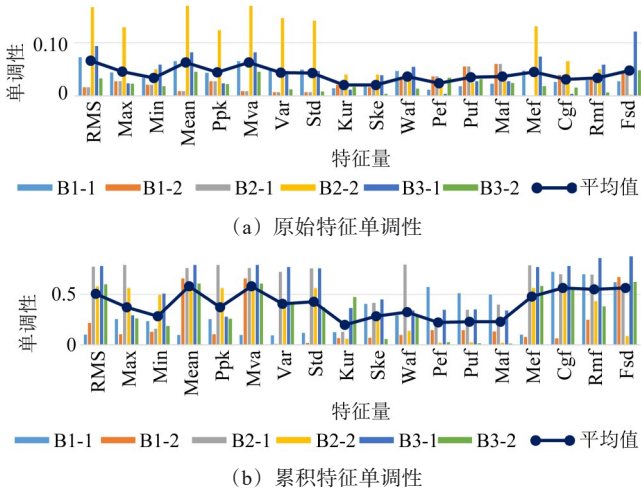


图 2 轴承特征累积变换前、后单调性结果

Fig. 2 Monotonicity results before and after rolling-element bearings feature cumulative transformations

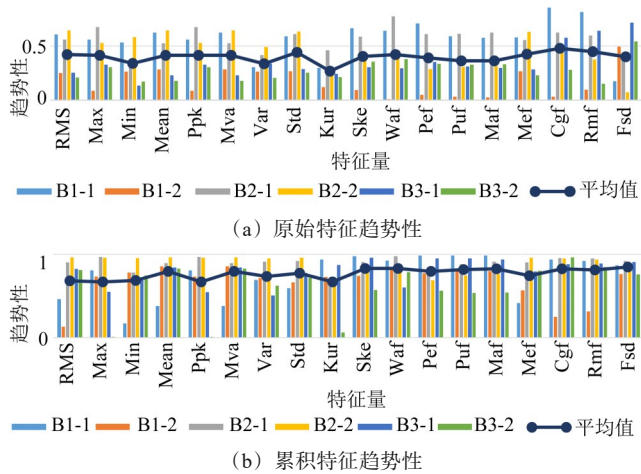


图 3 轴承特征累积变换前、后趋势性结果

Fig. 3 Trendness results before and after rolling-element bearings feature cumulative transformations

由图 2、图 3 可知,累积变换后的时频 18 个特征的单调性和趋势性有显著提升,这将有益于提升后续预测过程的精度。其中,横坐标含义如表 2 所示。

表 2 18 个特征量介绍

Tab. 2 Introduction of eighteen groups of feature quantities

符号	意义	符号	意义
RMS	均方根值	Max	最大值
Min	最小值	Mean	平均值
Ppk	峰峰值	Mva	绝对平均值
Var	方差	Std	标准差
Kur	峭度值	Ske	偏度值
Waf	波形因子值	Pef	峰值因子值
Puf	脉冲因子值	Maf	裕度因子值
Mef	平均频率值	Cgf	重心频率值
Rmf	均方根频率值	Fsd	频率标准差值

3 基于连续触发机制的轴承状态划分方法

3.1 HI 构建

根据累积特征量,构造寿命预测过程中所需要的新型健康指标(Health Index, HI)。由于滚动轴承特征量中包含众多冗余信息^[23],在构建 HI 之前需要筛选对初始故障敏感的累积特征。根据设备振动标准 ISO2372,基于累积均方根值对累积特征进行筛选^[24]106899。

设滚动轴承累积特征集合 C_F , 含有 K 个累积变换特征 c_{f_k} , 即

$$C_F = \{c_{f_1}, c_{f_2}, \dots, c_{f_K}\} \quad (5)$$

计算累积变换均方根值与其他累积变换特征值的 Pearson 相关系数 C_{cor} , 即

$$C_{cor} = \frac{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^m (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (6)$$

式中, X_i, Y_i 为 2 组累积特征数据; m 为元素个数; $\bar{X}, \bar{Y}$ 分别为 2 组累积特征数据的平均值。 C_{cor} 的绝对值越大,2 组数据之间的相关性越高。在此基础上,设定 C_{cor} 阈值,大于阈值的 j 个特征被保留下来,得到新型特征指标集,为

$$C_{F'} = \{c_{f_1}, c_{f_2}, \dots, c_{f_j}\} \quad (7)$$

对 $C_{F'}$ 进行主成分分析(Principal Component Analysis, PCA),得到 p 个主成分。选择关键主成分数列的差分数列作为 H_{HI} (本文中选取第 1 主成分)。

$$H_{HI} = \{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_{n+1} - x_n\} \quad (8)$$

数列 $\{x_n\}$ 为敏感特征数据的第 1 主成分, $\{x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_{n+1} - x_n\}$ 为 1 阶差分数列。1 阶差分处理可以进一步降低特征数据中的随机误差,提高融合特征稳定性。

3.2 健康状态划分

根据随机噪声引起的异常状态不会连续出现 $l+1$

次这一情况,认为当 $l+1$ 个连续的 H_{in} 值超过 σ 区间时,滚动轴承开始进入故障状态。连续触发机制具体步骤如下所述。

第1步:令 $l=0$,在曲线上找到 H_{in} 值超过 3σ 区间的第1个时间,并选择其为初始故障点值 $F_{\text{FPT}0}$ 。

第2步:取 $k=l+1$,找到连续 k 个 H_{in} 值满足 $|m_{f+k} - u| > \sigma$ 时的时间,并选择该时间点为 $F_{\text{FPT}1}$ 。

第3步:令 l 从1开始增加,直到 l 满足 $F_{\text{FPT}l} = F_{\text{FPT}l-1}$,输出 $F_{\text{FPT}l}$ 作为最终故障点值。

4 基于EResNet-KSLSTM的轴承RUL预测方法

4.1 EResNet

4.1.1 ResNet优化

残差网络在卷积网络的基础上,可以通过引入跳连接来降低网络中参数优化过程的难度和复杂度,让网络具备回退能力^[25]。其中,残差学习过程示意图如图4(a)所示。

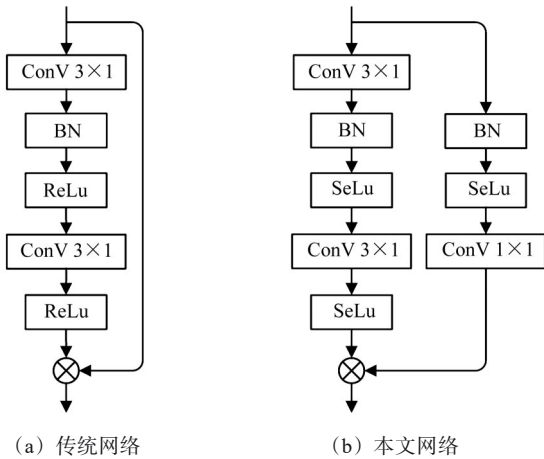


图4 本文所提网络残差模块结构

Fig. 4 Residual module structure of the proposed network

当残差块输入为 x_l 时,模块输出为

$$y_l = f[x_l + F(x_l, W_l)] \quad (9)$$

式中, y_l 为第 l 个残差单元的输出; $F(\cdot)$ 为卷积运算的残差函数; W_l 为相应的权重参数; $f(\cdot)$ 为激活函数。

在ResNet的基础上进行模块改进[图4(b)],优化模型选择SeLu函数作为激活函数,增加网络的非线性表达能力。同时,为保留特征图中边缘信息,在卷积过程中引入零填充。并在跳连接部分,增加激活层和 1×1 卷积层来帮助网络快速专注局部信息的交互过程。线性变换后的输出变为

$$y_l = f[w_s x_l + F(x_l, W_l)] \quad (10)$$

式中, w_s 为更新后的权重。

4.1.2 构建EResNet模型

为增加ResNet模型对多通道全局信息的掌握,在

原有双通道基础上增加校准通道,将累积特征分别压缩为具备全局感受野的实数输入网络。同时,为提高网络对关键累积特征敏感性,为输入的关键累积特征设置对应权重,并将加权特征叠加回原始特征上,对原始特征进行重新校准。基于上述内容,得到强化后的ResNet——EResNet,结构如图5所示。

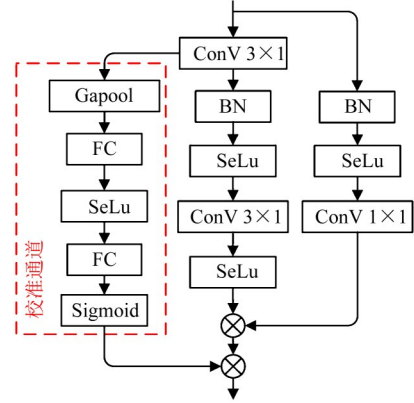


图5 本文所提强化残差模块结构(EResNet)

Fig. 5 Structure of the enhanced residual module (EResNet)

EResNet模型可以挖掘各信号通道深层特征信息,并利用跳连接通道来快速聚焦各通道间局部交互信息。同时,校准通道通过2个全连接网络,根据Loss函数自动学习各通道间权重,实现通道间全局信息的交互增强。

4.2 KSLSTM网络

在EResNet模型的基础上,基于特征组信息的时序特性,提出了带Kolmogorov-Arnold Network(KAN)模块的SLSTM(KSLSTM),如图6所示。

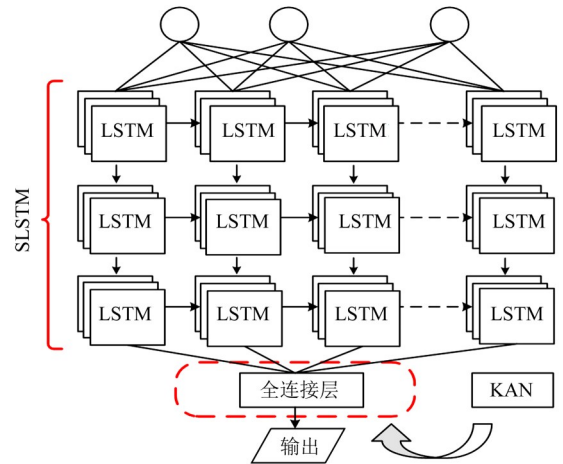


图6 带KAN模块的SLSTM网络结构图

Fig. 6 Structure of the SLSTM network with KAN module

1) 构建SLSTM结构。添加标量更新机制、优化门控机制,使LSTM网络更适合处理具有细微时间变换的序列,提高预测过程中对时序信息的利用率。

2) 插入KAN模块。将KAN模块插入SLSTM网络结构中,辅助LSTM利用可学习激活函数捕获特征间复杂非线性关系,提高模型在复杂顺序数据任务中

的建模能力。

通过堆叠的 EResNet 模块,再输入 KSLSTM 网络,完成轴承 RUL 的精准预测。

5 结果和讨论

5.1 信号介绍

利用 PRONOSTIA 平台采集数据,验证所提算法的有效性和优越性。需要说明的是,该数据集仅包含 17 组数据,其中包含 6 个训练集和 11 个测试集,属于小样本数据集。以轴承 B1-1 数据为例,对原始数据进行 18 个原始时、频域特征提取(图 7)。

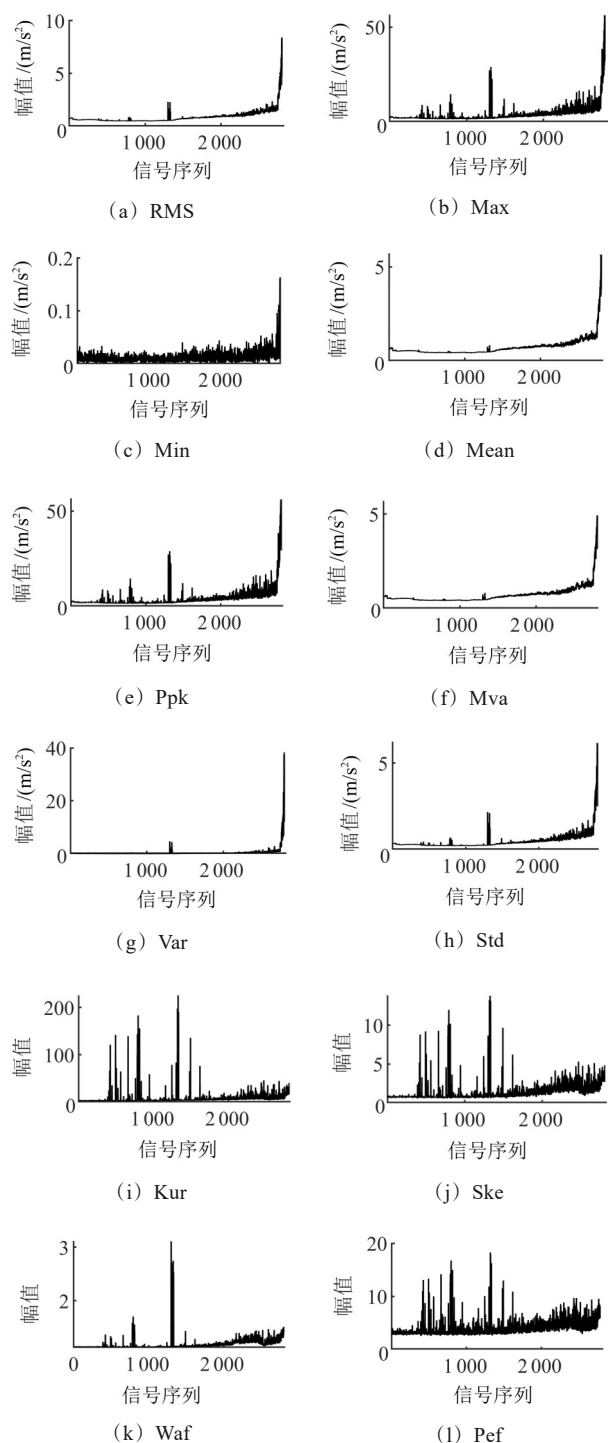


图 7 轴承 B1-1 提取特征

Fig. 7 Extracted features of the bearing B1-1

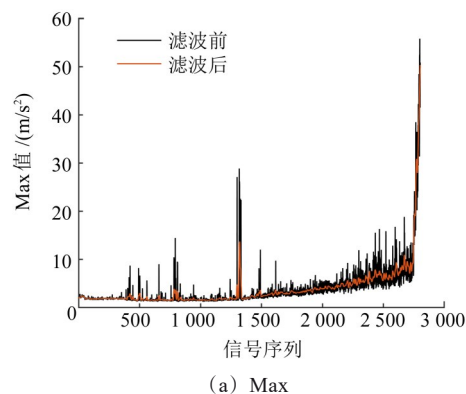
由图 7 可知, RMS、Max、Min、Ppk、Mva、Var、Std、Waf 以及 Mef 等相关特征参数尽管在试验初期表现出了很高的稳定性,但是对试验初期滚动轴承退化监测不够灵敏,无法很好地反映滚动轴承性能退化情况; Mean、Kur、Ske、Pef、Puf、Maf、Cgf、Rmf 和 Fsd 的整体曲线波动则更为频繁,没有显著趋势。综上所述,需要对原始特征量做进一步地筛选与强化处理。

5.2 累积变换特征性能评估试验

5.2.1 特征平滑处理试验结果

本文使用 Matlab 软件提供的 smoothdata 函数对提取特征执行“LOWESS”平滑处理,设置窗口大小为 20。窗口的设置应当根据对象特点进行调整。

图 8 所示为轴承 B1-1 的特征值 Max、Mean 经平滑处理前、后的对比图。由图 8 可知,平滑方法能够有效解决原始特征中的幅值异常问题,平滑后的原始特征能够更好地表现出滚动轴承的退化趋势。



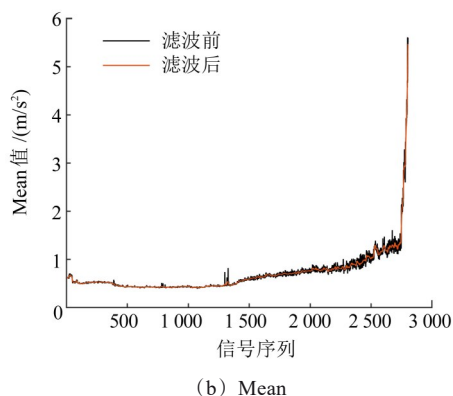


图8 轴承B1-1特征平滑前、后的对比图

Fig. 8 Comparison diagram of features of the bearing B1-1 before and after smoothing

5.2.2 累积变换特征处理试验结果

为强化原始特征的故障敏感度,对滚动轴承B1-1的18组原始特征开展累积变换。累积变换后的时频域特征如图9所示。

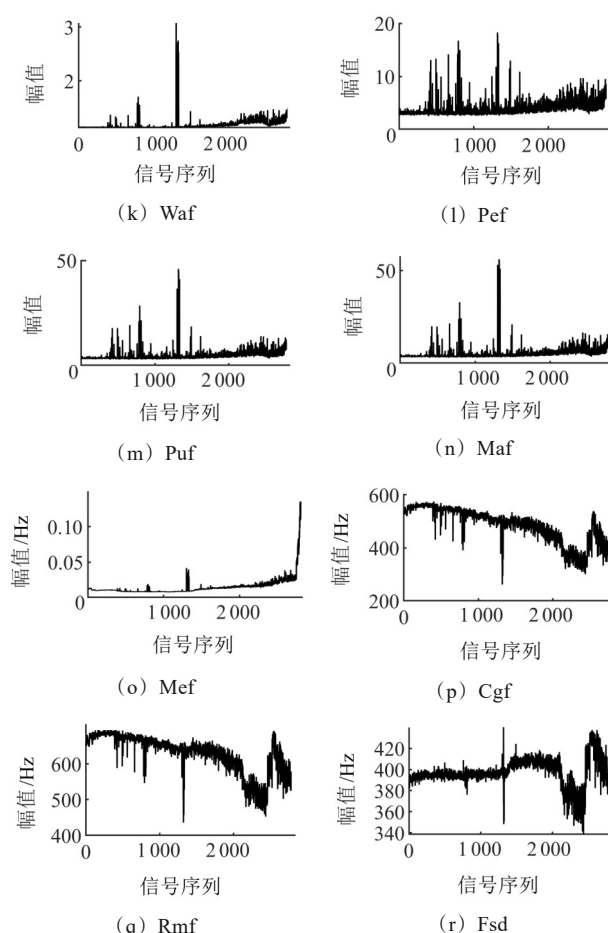
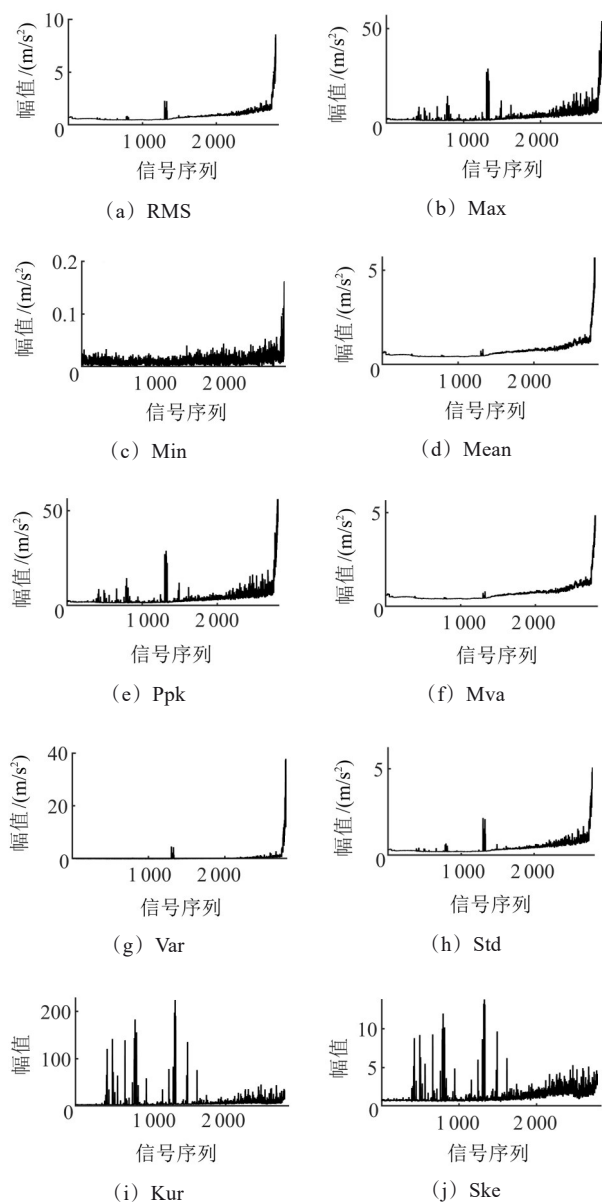


图9 轴承B1-1的累积变换后的时域特征

Fig. 9 Time-domain features of the bearing B1-1 after cumulative transformation

由图9可知,累积变换后的RMS、Max、Ppk、Mva、Kur、Ske、Waf、Pef、Puf、Var、Std、Maf和Mef在1300点前处于较低和不断减小状态,随后逐渐增长,在试验结束时达到最大值。13个特征在试验过程中对滚动轴承的退化趋势非常敏感。与原始特征(图7)相比,累积特征能够更多更好地体现轴承性能退化情况,敏感参数由9个提升至13个,有利于提高滚动轴承RUL预测精度。

5.2.3 累积特征性能分析

为定量分析累积变换前、后特征量对轴承退化状况的评估能力,各特征在累积变换前、后的单调性和趋势性结果如表3所示。

表3 6组滚动轴承评价指标均值在累积变换前、后的数值对比

Tab. 3 Numerical comparison of the mean values of 6 groups of rolling-element bearings evaluation indexes before and after cumulative transformation

特征	单调性		趋势性	
	前	后	前	后
RMS	0.07	0.51	0.42	0.68
Min	0.03	0.29	0.34	0.69
Ppk	0.04	0.38	0.41	0.67
Var	0.04	0.41	0.34	0.73

续表

特征	单调性		趋势性	
	前	后	前	后
Kur	0.02	0.20	0.27	0.67
Waf	0.04	0.33	0.42	0.83
Puf	0.04	0.23	0.36	0.82
Mef	0.05	0.48	0.42	0.74
Rmf	0.03	0.55	0.45	0.81
Max	0.05	0.38	0.41	0.67
Mean	0.06	0.58	0.41	0.79
Mva	0.06	0.58	0.41	0.79
Std	0.04	0.43	0.44	0.77
Ske	0.02	0.29	0.40	0.83
Pef	0.02	0.23	0.39	0.79
Maf	0.04	0.23	0.36	0.82
Cgf	0.03	0.57	0.48	0.82
Fsd	0.05	0.57	0.40	0.84

由表 3 可知,6 组滚动轴承的 18 个特征平均值在累积变换后的单调性和趋势性都得到了增强。即累积变换对特征趋势具备修正能力,累积特征具有更高的适应性和敏感性,可以作为预测滚动轴承性能退化的优良特征。

5.3 基于健康指标的初始故障点确定试验

5.3.1 健康指标性能分析

以轴承 B1-1 数据为例,计算轴承各个特征之间的 C_{cor} (表 4)。各特征指标间相关性指标相差较大;与累积变换 RMS 能够保持较高强相关性的特征,包括累积变换后的 Mean、Mva、Std 和 Mef。因此,对特征进行融合前需要进行筛选,并对筛选所得累积特征利用 PCA 技术进行降维,得到不同工况下各特征的方差贡献率(表 5)。

表 4 训练数据集的相关系数

Tab. 4 Correlation coefficients of the training dataset

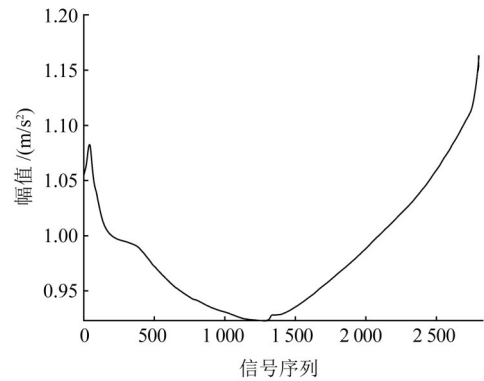
特征	相关系数 C_{cor}	特征	相关系数 C_{cor}
累积均方根	1	累积绝对平均值	0.995 4
累积最大值	0.889 1	累积方差	0.935 2
累积最小值	0.939 3	累积标准差	0.986 1
累积均值	0.995 4	累积峭度	0.218 4
累积峰峰值	0.888 4	累积偏度	0.571 6
累积波形因子	0.732 6	累积重心频率	0.710 1
累积峰值因子	0.487 8	累积均方根频率	0.726 3
累积脉冲因子	0.491 0	累积频率标准差	0.191 8
累积裕度因子	0.502 8		
累积平均频率	0.998 3		

表 5 轴承 B1-1 各主成分分量方差贡献率

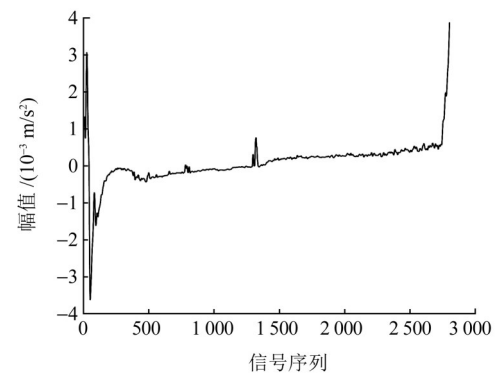
Tab. 5 Variance contribution rates of the PCA components of the bearing B1-1

主成分分量	1	2	3	4	5
方差贡献率	0.987 9	0.011 9	0.000 2	$0.474 1 \times 10^{-6}$	$0.197 7 \times 10^{-36}$

由表 5 可知,轴承 B1-1 第 1 主成分分量的方差贡献率超过 98%,其包含累积特征向量组的绝大部分信息。由图 10(a)可知,第 1 主成分分量在试验全周期内呈现良好的趋势性,能够体现滚动轴承性能退化情况。为准确描述这种趋势性,本文引入差分数列,对第 1 主成分分量做 1 阶差分,如图 10(b)所示。



(a) 轴承 B1-1 的第 1 主成分分量



(b) 轴承 B1-1 的 1 阶差分数列图

图 10 轴承 B1-1 的第 1 主成分分量和 1 阶差分数列结果

Fig. 10 1st principal components and first-order difference sequence results of the bearing B1-1

由图 10(b)知,轴承 B1-1 第 1 主成分分量的 1 阶差分数列在 1 300 点前几乎是负数,在 1 300 点之后变成正数;并且在 1 300 点前很小,仅为 10^{-3} 量级,对微弱故障引起的数值波动能够保持高敏感度,适合作为 HI。

5.3.2 基于连续触发机制的轴承状态识别试验及分析

根据连续触发机制对滚动轴承健康阶段进行划分,若连续 3 个 H_{HI} 值超过阈值区间,则确定初始故障点。表 6 所示为 17 组轴承数据的初始故障时间和最终失效时间。

为进一步验证所提方法的有效性和优越性,将本文方法同 Ginart 方法^[26]、Li 方法^{[27]7762-7773}、Ahmad^{[28]67-76}方法和 Wang 方法^[29]进行对比。所有初始故障点值如表 7 所示,其中“N/A”表示在整个生命周期内没有选择初始故障点。同时,图 11 所示为各方法预测的初始故障点在原始信号中和特征曲线中的位置。

由轴承 B1-1、B1-3 时域图[图 11(b)、图 11(d)]可

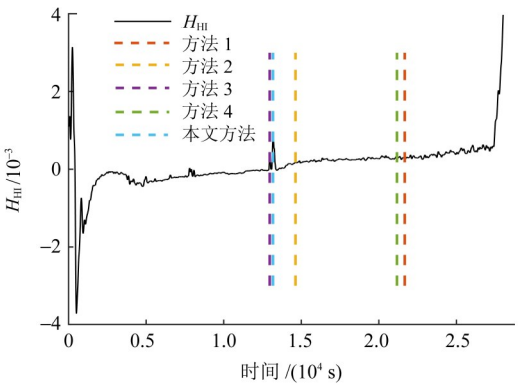
表 6 17 个轴承的初始故障发生时间点和最终失效时间点
Tab. 6 Initial fault occurrence time points and final failure time points of 17 rolling-element bearings

滚动轴承	初始故障时间点/s	最终失效时间点/s
轴承 B1-1	13 170	27 460
轴承 B1-2	2 290	8 500
轴承 B1-3	16 280	17 160
轴承 B1-4	10 790	11 000
轴承 B1-5	24 130	24 510
轴承 B1-6	16 430	24 410
轴承 B1-7	8 610	22 240
轴承 B2-1	2 030	8 960
轴承 B2-2	2 480	4 020
轴承 B2-3	2 610	19 440
轴承 B2-4	2 680	7 470
轴承 B2-5	22 910	23 110
轴承 B2-6	4 370	6 910
轴承 B2-7	1 360	2 230
轴承 B3-1	2 920	4 950
轴承 B3-2	14 310	16 210
轴承 B3-3	3 280	4 190

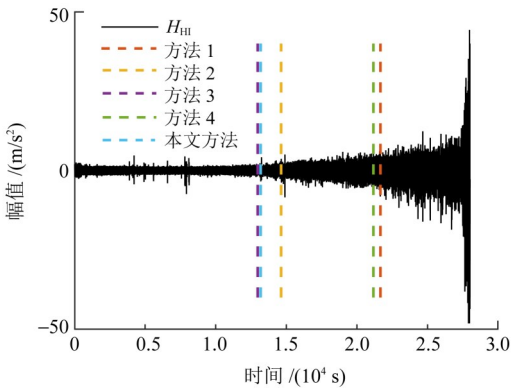
表 7 5 种方法确定的轴承初始故障点值
Tab. 7 Initial fault point values of bearings determined by five methods

轴承	B1-1	B1-3	B1-4	B1-5
Ginart 方法(方法 1)	21 670	18 270	N/A	22 580
Li 方法(方法 2)	14 630	16 440	10 910	22 130
Ahmad 方法(方法 3)	12 970	13 510	11 600	24 210
Wang 方法(方法 4)	21 170	16 810	10 850	23 060
本文方法	13 170	16 280	10 790	24 130

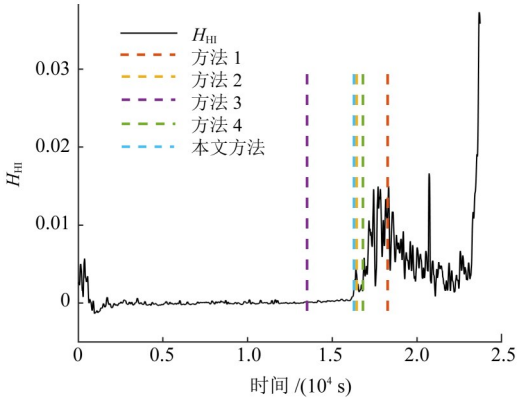
知,二者退化过程相对缓慢,在退化前期难以准确确定故障点。但 H_{HI} 在缓变初始故障点处会有一个明显冲击[图 11(a)、图 11(c)],将冲击点对应至振动信号图中可以发现,从该点后振动幅值开始增加。其中,本文所提方法、Ahmad 方法以及 Li 方法,能在故障出现早期进行准确识别,其他 2 种方法的识别速度较慢。由轴承 B1-4 时域信号图[图 11(f)]可知,该轴承的退化过程更加快速。在退化开始后, H_{HI} 明显上升[图 11(e)],将曲线上的触发点对应至振动信号图中可以发现,从该点后振动幅值出现激增。其中,本文所提方法、Wang 方法以及 Li 方法能够精准识别故障点。对于同样快速退化的轴承 B1-5 振动信号[图 11(h)],本文方法和 Ahmad 方法则能够精准识别快速故障点[图 11(g)],其他 3 种方法识别准确率较低。综上所述,本文所提初始故障点识别方法有以下特点:① 对于缓变型故障,能够更加灵敏地监测到早期故障发生点;② 对于突变型故障,能够准确锁定突变故障发生点。



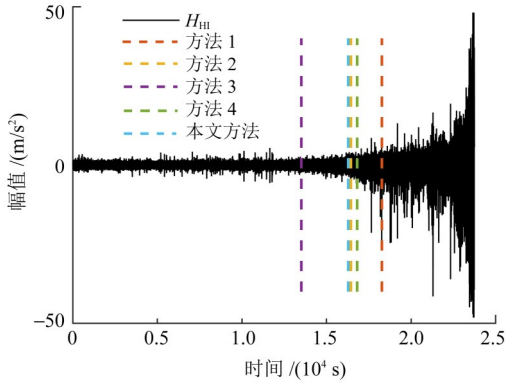
(a) 轴承 B1-1 的 HI 曲线



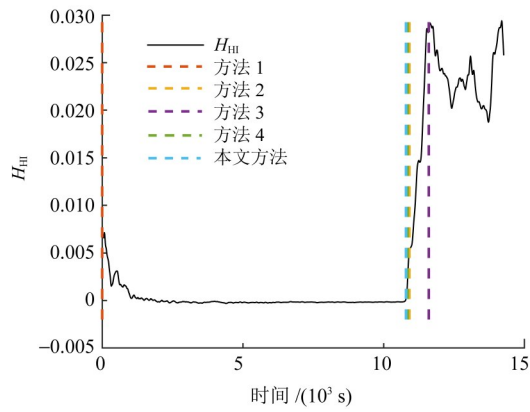
(b) 轴承 B1-1 的原始振动信号曲线



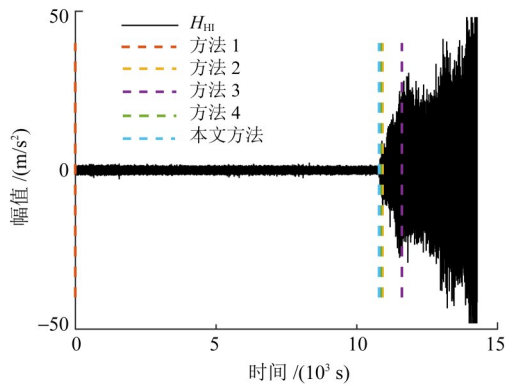
(c) 轴承 B1-3 的 HI 曲线



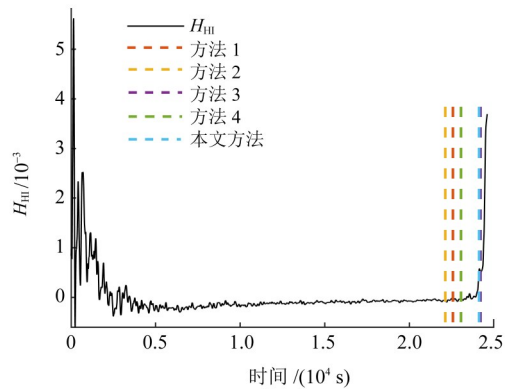
(d) 轴承 B1-3 的原始振动信号曲线



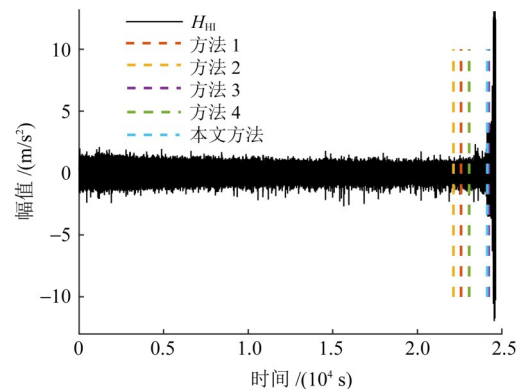
(e) 轴承B1-4的HI曲线



(f) 轴承B1-4的原始振动信号曲线



(g) 轴承B1-5的HI曲线



(h) 轴承B1-5的原始振动信号曲线

图 11 5 种方法确定的轴承的初始故障时间

Fig. 11 Initial failure times of bearings determined by the five methods

5.4 基于网络的RUL预测试验

为进一步验证本文方法的有效性和优越性,在确定初始故障点后,分别利用本文所提 EResNet-KSLSTM网络模型和其他网络,对 17 组轴承信号展开预测。并引入参数归一化均方误差(Normalized Mean Squared Error, NMSE)对预测结果进行定量分析。

$$e_{\text{NMSE}} = \frac{\frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} (x_i - \hat{x})^2}{\frac{1}{N'} \sum_{i=1}^{N'} (x_i - \bar{x})^2} \quad (11)$$

式中, x_i 为第 i 个信号的值; $\hat{x}$ 为预测值; $\bar{x}$ 为信号均值。

5.4.1 试验一:轴承单组信号训练时的RUL预测

分别利用 EResNet-KSLSTM 网络模型和 ResNet-LSTM 网络对轴承信号进行单组预测试验。分别以单组轴承信号数据的 70% 作为输入,预测轴承后 30% 时间的 RUL(表 8)。

表 8 单组信号训练模式下基于累积变换特征的 RUL 预测结果对比
Tab. 8 Comparison of RUL prediction results based on cumulative transformed features under single-group signal training

轴承	$e_{\text{NMSE}}/10^{-4}$	
	EResNet-KSLSTM	ResNet-LSTM
B1-1	1.289 9	6.089 9
B1-2	5.275 7	11.803 6
B1-3	1.647 3	4.971 2
B1-4	17.483 1	37.681 4
B1-5	1.222 4	3.135 7
B1-6	16.408 3	19.582 6
B1-7	5.146 5	15.287 1
B2-1	14.686 7	84.811 0
B2-2	1.453 0	2.219 6
B2-3	3.086 9	5.089 6
B2-4	43.332 3	53.933 7
B2-5	0.139 6	0.518 7
B2-6	6.371 7	12.298 7
B2-7	5.398 5	44.571 1
B3-1	8.254 3	27.408 3
B3-2	23.528 1	30.398 4
B3-3	1.071 8	11.174 7

由表 8 可知,EResNet-KSLSTM 网络模型在对单组轴承信号进行训练后,预测的 e_{NMSE} 值都低于 ResNet-LSTM 网络模型,因此,改进网络对于轴承信号退化特征的挖掘能力更强。在此基础上,为进一步验证累积变换对故障特征提取过程的助力情况,将原始特征输入 2 种网络中进行预测,预测过程保持一致,试验结果如表 9 所示。

表9 基于原始特征的RUL预测结果

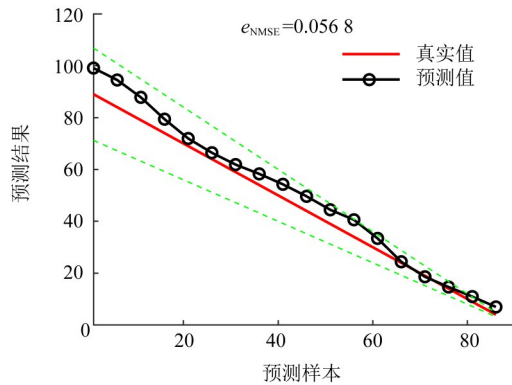
Tab. 9 Demonstration of RUL prediction results based on original features

轴承	e_{NMSE}	
	EResNet-KSLSTM	ResNet-LSTM
B1-1	0.008 7	0.010 3
B1-2	0.113 3	0.163 6
B1-3	0.028 8	0.040 8
B1-4	0.001 2	0.003 9
B1-5	0.001 5	0.004 2
B1-6	0.332 4	0.382 5
B1-7	0.109 5	0.283 8
B2-1	0.035 5	0.069 9
B2-2	0.005 2	0.006 0
B2-3	0.388 3	0.421 2
B2-4	0.210 2	0.258 3
B2-5	0.032 3	0.047 5
B2-6	0.422 1	0.612 2
B2-7	0.155 9	1.389 5
B3-1	0.092 7	0.127 3
B3-2	0.052 7	0.077 4
B3-3	0.004 3	0.005 3

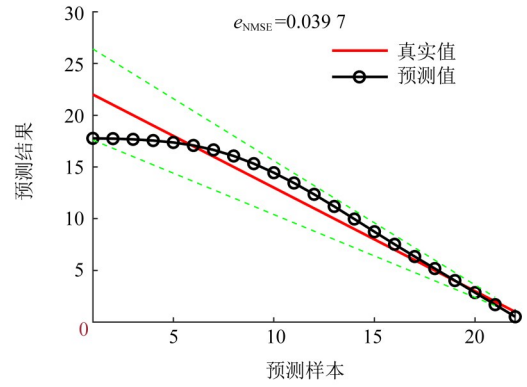
对比表8、表9可知,基于累积变换特征预测结果的 e_{NMSE} 显著低于基于原始特征的 e_{NMSE} ,试验结果验证了累积变换对轴承特征的增强效果。

5.4.2 试验二:轴承多组信号训练时的RUL预测

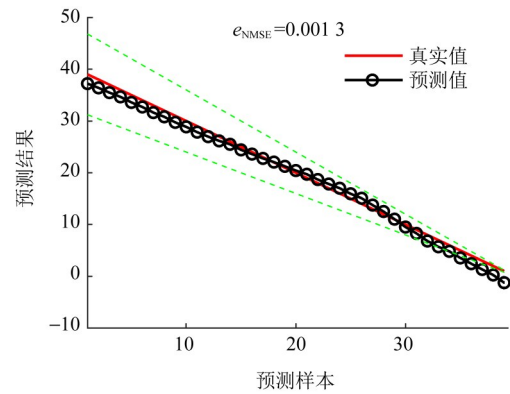
在完成单组信号的预测试验后,为进一步验证本文方法的整体有效性和优越性,进行多组整体训练与测试试验。以轴承B1-1、B1-2、B2-1、B2-2、B3-1以及B3-2数据构造网络模型的训练组样本,对目标网络模型进行训练。在此基础上,利用训练完成的网络模型对剩余11组轴承的RUL进行预测。分别从11组轴承的退化阶段开始到结束,以筛选得到的累积特征构造测试样本,执行RUL预测过程。结果如图12和表10所示。



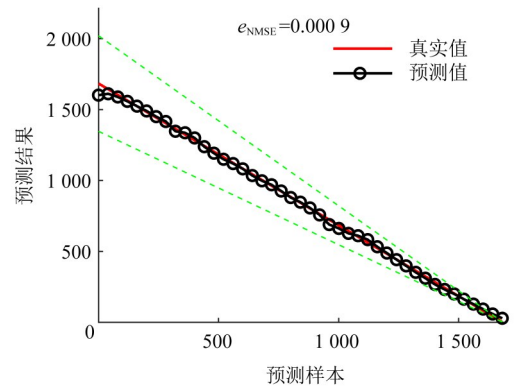
(a) 轴承B1-3



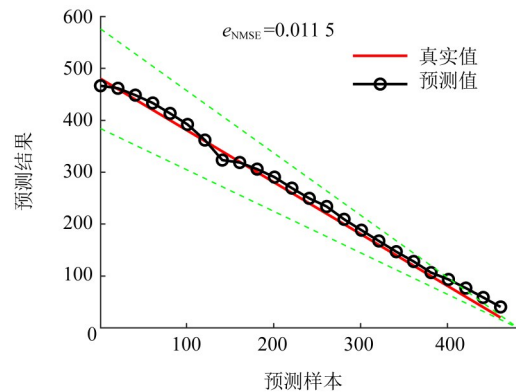
(b) 轴承B1-4



(c) 轴承B1-5



(d) 轴承B2-3



(e) 轴承B2-4

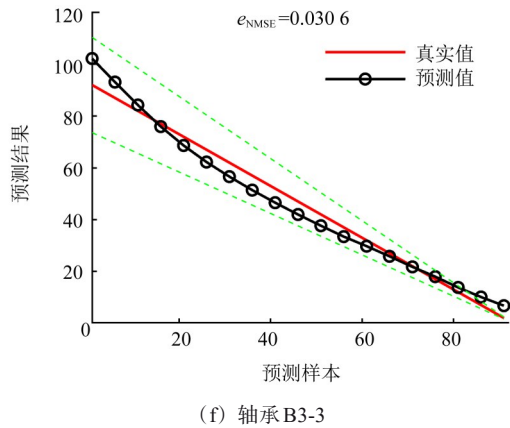


图 12 测试组轴承 RUL 预测结果

Fig. 12 RUL prediction results of test group rolling-element bearings

表 10 多组信号整体训练模式下基于累积变换特征的 RUL 预测结果对比

Tab. 10 Comparison of RUL prediction results based on cumulative transformed features under multi-group training

轴承	e_{NMSE}	
	EResNet-KSLSTM	ResNet-LSTM
B1-3	0.056 8	0.241 3
B1-4	0.039 7	0.156 1
B1-5	0.001 3	0.012 6
B1-6	0.004 8	0.014 5
B1-7	0.003 1	0.009 7
B2-3	0.000 9	0.003 4
B2-4	0.011 5	0.014 7
B2-5	0.689 5	0.894 6
B2-6	0.037 4	0.119 8
B2-7	0.022 7	0.234 8
B3-3	0.030 6	0.049 4

由表 10 可知,当以规定的 6 组轴承信号为训练样本,剩余 11 组轴承信号为测试样本开展 RUL 预测任务时,改进网络的 e_{NMSE} 小于传统网络的 e_{NMSE} 。为更好地评估改进网络的 RUL 预测结果,同时引入 α - λ 性能参数进行评估^[30]。 α 表示绘制 RUL 估计中误差的上、下限(图 12, $\alpha=20\%$), λ 表示从轴承寿命结束到给定点的相对时间距离。由图 12 可知, RUL 预测值大多数时间都在可接受误差范围内。同时,在预测结果(表 10)中,改进网络的 e_{NMSE} 都低于 ResNet-LSTM 网络,证明本文所提改进网络具备更加优异的预测结果。

为进一步验证本文研究方法的优越性,将本文方法同其他轴承 RUL 预测方法进行性能对比,包括改进指数模型^{[27]7762-7773}、动态回归模型^{[28]67-76}、基于宏观-微观注意力的长短期记忆网络(Macroscopic-Microscopic-Attention-based Long Short-Term Memory, MMALSTM)网络模型^[31]、多特征极限学习机(Multi-Feature Extreme Learning Machine, MFELM)网络模

型^{[24]106899},对比结果如表 11 所示。方法性能的评估参数^[32]包括累积相对准确度(C_{ARA})和收敛率(C_M)。

$$C_{ARA} = \frac{1}{|p_\lambda|} \sum_{i \in p_\lambda} w[r(i)] A_{RA} \quad (12)$$

$$C_M = \sqrt{(x_c - t_p)^2 + y_c^2} \quad (13)$$

式中, $w[r(i)]$ 为第 i 条 RUL 曲线中关键时间节点的权重系数; A_{RA} 为第 λ 时刻的 RUL 预测值相对实际值的偏差; p_λ 为该集合的基数; t_p 为预测的起始时间; (x_c, y_c) 为预测误差曲线同坐标轴所围成面积的中心。

表 11 本文方法和其他方法在 RUL 估计时的累积相对准确度和收敛率

Tab. 11 Cumulative relative accuracy and convergence rates of the proposed method and other methods for RUL estimation

参量	样本	改进的指数模型	动态回归模型	MMALSTM 模型	MFELM 模型	本文方法
C_{ARA}	轴承 B1-1	0.869 6	0.945 2	0.955 7	0.965 9	0.972 3
	轴承 B1-3	0.762 3	0.920 1	0.930 4	0.952 1	0.960 4
	轴承 B1-4	0.871 2	0.926 1	0.928 3	0.950 9	0.957 3
	轴承 B1-5	0.932 4	0.806 3	0.933 6	0.968 1	0.971 1
	轴承 B1-1	8 993.7	3 748.2	12 865.7	2 627.9	674.4
C_M	轴承 B1-3	4 284.6	4 764.4	10 936.9	2 247.2	531.5
	轴承 B1-4	275.4	162.6	476.4	92.3	49.4
	轴承 B1-5	290.2	211.9	893.5	165.3	102.3

由表 11 可知,本文所提方法的 C_{ARA} 得分相较于其他预测方法最高,在收敛率(C_M)指标上,本文所提方法的数值最低。这表明,本文方法随着时间推移能够更加快速有效地逼近 RUL 真值。综上所述,本文所提方法相较于其他预测方法具备最高预测精度和最快预测速度,本文方法的优越性在此得到证明。

6 结论

提出了一种基于累积变换特征的 EResNet-KSLSTM 网络模型的轴承 RUL 预测方法。根据轴承物理退化特性构造累积特征,并基于此构建健康指标,以确定轴承初始故障点,最后利用带 KAN 模块的堆叠 LSTM 网络对目标轴承 RUL 进行精准预测,得到如下主要结论:

1) 累积变换能够增强轴承原始特征的故障敏感度,累积特征具备更高的单调性和趋势性,基于累积

特征构造的健康指标可以更早、更准确地发现初始故障点,利用累积变换特征进行单组预测时的 e_{NMSE} 显著低于原始特征的 e_{NMSE} 。

2)与同类型预测方法相比,在小样本训练环境下执行多组预测时,改进网络 C_{ARA} 得分最高,收敛率最低,预测效果更加优异。

参考文献(References)

- [1] KIM S, SEO Y H, PARK J. Transformer-based novel framework for remaining useful life prediction of lubricant in operational rolling bearings [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 251: 110377.
- [2] YANG Y, HU N Q, LI Y H, et al. Dynamic modeling and analysis of planetary gear system for tooth fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 207: 110946.
- [3] REN X Y, WANG S X, ZHAO W L, et al. Universal federated domain adaptation for gearbox fault diagnosis; a robust framework for credible pseudo-label generation [J]. Advanced Engineering Informatics, 2025, 65: 103233.
- [4] XIAO Y C, LIU D D, CUI L L, et al. Heterogeneous graph representation-driven multiplex aggregation graph neural network for remaining useful life prediction of bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 220: 111679.
- [5] SONG Q Y, JIANG X X, DU G F, et al. Smart multichannel mode extraction for enhanced bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 189: 110107.
- [6] KHAKEPOUR M H, SAFARI A A, SETOODEH P. Bearing fault diagnosis with morphological gradient wavelet [J]. Journal of the Franklin Institute, 2017, 354(6): 2465-2476.
- [7] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [8] WANG S Q, FENG Z G. Multi-sensor fusion rolling bearing intelligent fault diagnosis based on VMD and ultra-lightweight GoogLeNet in industrial environments [J]. Digital Signal Processing, 2024, 145: 104306.
- [9] HUANG X K, WU X F, TIAN Z Z, et al. Fault diagnosis study of mine drainage pump based on MED-WPD and RBFNN [J]. Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering, 2023, 45(7): 347.
- [10] WANG Z J, ZHAO W Y, LI Y F, et al. Adaptive staged RUL prediction of rolling bearing [J]. Measurement, 2023, 222: 113478.
- [11] JIANG F, KUANG Y C, LI T, et al. Towards Enhanced Interpretability: a Mechanism-Driven domain adaptation model for bearing fault diagnosis across operating conditions [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2025, 225: 112244.
- [12] WANG S Y, HU J H, DU Y W, et al. WCFormer: an interpretable deep learning framework for heart sound signal analysis and automated diagnosis of cardiovascular diseases [J]. Expert Systems with Applications, 2025, 276: 127238.
- [13] YANG S L, TANG B P, WANG W Y, et al. Physics-informed multi-state temporal frequency network for RUL prediction of rolling bearings [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 242: 109716.
- [14] WANG Z J, ZHAO W Y, LI Y F, et al. Adaptive staged RUL prediction of rolling bearing [J]. Measurement, 2023, 222: 113478.
- [15] LIU Y, ZHOU G D, ZHAO S J, et al. A novel two-stage method via adversarial strategy for remaining useful life prediction of bearings under variable conditions [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 254: 110602.
- [16] HUANG C G, HUANG H Z, LI Y F, et al. A novel deep convolutional neural network-bootstrap integrated method for RUL prediction of rolling bearing [J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 61: 757-772.
- [17] 钟建华, 黄聪, 钟舜聪, 等. 基于 t -SNE降维方法的滚动轴承剩余寿命预测 [J]. 机械强度, 2024, 46(4): 969-976.
ZHONG Jianhua, HUANG Cong, ZHONG Shuncong, et al. Remaining useful life of rolling bearing based on t -SNE [J]. Journal of Mechanical Strength, 2024, 46(4): 969-976. (In Chinese)
- [18] YANG T G, WU D L, QIU S R, et al. The STAP-Net: a new health perception and prediction framework for bearing-rotor systems under special working conditions [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 254: 110633.
- [19] WANG J, SHAO H D, YAN S, et al. C-ECAFormer: a new lightweight fault diagnosis framework towards heavy noise and small samples [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 126: 107031.
- [20] LI X L, ZHANG W, DING Y, et al. Rolling bearing degradation stage division and RUL prediction based on recursive exponential slow feature analysis and Bi-LSTM model [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2025, 259: 110923.
- [21] PEI X W, LI X Y, GAO L. A novel machinery RUL prediction method based on exponential model and cross-domain health indicator considering first-to-end prediction time [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 209: 111122.
- [22] 汪应, 宋宇博, 朱大鹏. ALIF-NLM轴承微弱故障特征提取方法 [J]. 机械强度, 2024, 46(5): 1026-1035.
WANG Ying, SONG Yubo, ZHU Dapeng. Rolling bearing weak fault feature extraction method with ALIF-NLM [J]. Journal of Mechanical Strength, 2024, 46(5): 1026-1035. (In Chinese)
- [23] 杨森, 王恒迪, 崔永存, 等. 基于改进SSA的参数优化VMD和ELM的轴承故障诊断 [J]. 机械传动, 2023, 47(10): 162-168.
YANG Sen, WANG Hengdi, CUI Yongcun, et al. Bearing fault diagnosis based on parameter optimized VMD and ELM with improved SSA [J]. Journal of Mechanical Transmission, 2023, 47(10): 162-168. (In Chinese)
- [24] PAN Z Z, MENG Z, CHEN Z J, et al. A two-stage method based on extreme learning machine for predicting the remaining useful

- life of rolling-element bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 144: 106899.
- [25] PENG S, HUANG H B, CHEN W J, et al. More trainable inception-ResNet for face recognition[J]. Neurocomputing, 2020, 411:9-19.
- [26] GINART A, BARLAS I, GOLDIN J, et al. Automated feature selection for embeddable prognostic and health monitoring (PHM) architectures[C]// 2006 IEEE Autotestcon. IEEE, 2006: 195-201.
- [27] LI N P, LEI Y G, LIN J, et al. An improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62 (12) : 7762-7773.
- [28] AHMAD W, KHAN S A, MANJURUL ISLAM M M, et al. A reliable technique for remaining useful life estimation of rolling element bearings using dynamic regression models[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2019, 184: 67-76.
- [29] WANG G, XIANG J W. Remain useful life prediction of rolling bearings based on exponential model optimized by gradient method [J]. Measurement, 2021, 176: 109161.
- [30] SAXENA A, CELAYA J, BALABAN E, et al. Metrics for evaluating performance of prognostic techniques [C]//2008 International Conference on Prognostics and Health Management. IEEE, 2008: 1-17.
- [31] QIN Y, XIANG S, CHAI Y, et al. Macroscopic-microscopic attention in LSTM networks based on fusion features for gear remaining life prediction [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2020, 67(12): 10865-10875.
- [32] ZHANG T S, YE M, LI X F, et al. Fractional derivative kernel recursive generalized maximum correntropy for RUL prediction of rolling bearings [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 217: 111527.

Remaining useful life prediction of rolling-element bearings based on cumulative transformation and EResNet-KSLSTM network

PAN Zuozhou¹ WU Yiding¹ HU Yicheng² PAN Xiyu¹ ZHAO Peng¹ JIANG Fei³

(1. College of Metrology Measurement and Instrument, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

(2. College of Stomatology, Anhui Institute of Medicine, Hefei 230601, China)

(3. College of Mechanical Engineering, Dongguan University of Technology, Dongguan 523429, China)

Abstract: [Objective] Aiming at the problems of harsh working environment and weak early degradation trend of rolling bearings, which lead to great difficulty in fault feature extraction and low prediction accuracy, a reinforced diagnosis model based on cumulative transformation was proposed for the remaining useful life (RUL) prediction of rolling bearings. [Methods] Firstly, a feature enhancement method based on cumulative transformation was proposed, where the extracted features were converted into the corresponding cumulative transformation form to improve the sensitivity of the original features. Secondly, a new health index based on cumulative features was constructed, and the continuous trigger mechanism algorithm was used to divide the states of the health index to determine the initial fault occurrence point. Finally, the skip connection module of the ResNet was enhanced and additional calibration channels were added to improve the network's ability to focus on key degradation features, and then the stacked long short-term memory with Kolmogorov-Arnold network module (KSLSTM) network was used to obtain full spatiotemporal features for the accurate prediction of bearing RUL. [Results] The results show that the prediction accuracy of bearing RUL in the small-sample training environment is significantly improved by constructing cumulative transformation features and optimizing the network structure, and the effectiveness of the method is verified by simulations and tests.

Key words: Rolling-element bearing; Cumulative feature; EResNet; KSLSTM; RUL prediction

Corresponding author: JIANG Fei, E-mail: jiangfei@dgut.edu.cn

Fund: National Natural Science Foundation of China (52405097); Young Elite Scientists Sponsorship Program of Zhejiang (JZSKXQT2015097); Youth Fund Project of Zhejiang Provincial Natural Science Foundation (LQN25E050004); Basic and Applied Basic Research of Guangdong Province (2023A1515110127)

Received: 2025-06-18 Revised: 2025-08-01

(编辑: 李凯阳)