

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2025.03.007

<https://xuebao.xaut.edu.cn>

引文格式:杨秀芳,田亮,张英鸽,赵宇凡. 基于深度学习的滚动轴承剩余寿命预测方法[J]. 西安理工大学学报,2025,41(3): 370-380.

YANG Xiufang, TIAN Liang, ZHANG Yingge, ZHAO Yufan. A method for rolling bearing remaining life prediction based on deep learning[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2025, 41(3): 370-380.

基于深度学习的滚动轴承剩余寿命预测方法

杨秀芳, 田 亮, 张英鸽, 赵宇凡

(西安理工大学 机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 机械装备正在朝着高速、高精、高效方向发展,建立可靠的剩余寿命预测和健康监测是保证装备安全运行的必需途径。深度学习理论具有强大的建模和表征能力逐渐成为机械设备故障诊断领域的研究热点。结合机械监测大数据的特点与深度学习的优势,提出了一种新的滚动轴承剩余寿命预测和健康监测方法,该方法通过定义的退化特征选取指标,从全特征参数中选取了12个退化特征参量,构建了退化特征集,并用退化指标得分最高的总谱值特征归一化为寿命值标签,训练长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络滚动轴承剩余寿命预测模型,其优势在于摆脱了对大量信号处理技术和机械累积损伤可靠性模型的依赖,实现对滚动轴承剩余寿命的智能预测。通过对多种工况的滚动轴承剩余寿命进行预测,结果表明,本文的退化特征数据样本+LSTM滚动轴承剩余寿命模型对多种工况的滚动轴承剩余寿命预测方法可行,寿命预测效率高、结果可靠,预测模型的泛化能力强,具有很强的工程应用参考价值。

关键词: 滚动轴承; 剩余寿命预测; LSTM; 退化特征

中图分类号: TH165.3, TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4710(2025)03-0370-11

A method for rolling bearing remaining life prediction based on deep learning

YANG Xiufang, TIAN Liang, ZHANG Yingge, ZHAO Yufan

(School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: Mechanical equipment is evolving towards high-speed, high-precision, and high-efficiency. Establishing reliable residual life prediction and health monitoring is a necessary approach to ensuring the safe operation of equipment. Deep learning theory, with its powerful modeling and representation capabilities, has gradually become a research hotspot in the field of mechanical equipment fault diagnosis. A novel method for predicting the remaining useful life (RUL) and health monitoring of rolling bearings is proposed. This method utilizes a defined degradation feature selection indicator to select 12 degradation feature parameters from the full set of feature parameters, constructing a degradation feature set. The full-spectrum value feature with the highest degradation indicator score is normalized to create life value labels. These labels are used to train a long short-term memory (LSTM) neural network model for RUL prediction of rolling bearings. The advantage of this approach lies in its elimination of reliance on extensive signal processing techniques and mechanical cumulative damage reliability models, enabling intelligent prediction of rolling bearing RUL. Predictions of RUL under various operating conditions demonstrate that the degradation feature data samples + LSTM RUL prediction model presented in this paper is feasible for RUL prediction in multiple conditions. The method exhibits high prediction

收稿日期: 2025-04-07; 网络首发日期: 2025-07-04

网络首发地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1294.N.20250703.1841.008>

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52405600)

通信作者: 杨秀芳,女,副教授,研究方向为智能故障诊断。E-mail: yxf5078@xaut.edu.cn

efficiency, reliable results and strong generalization capability of the prediction model, holding a significant engineering reference value.

Key words: rolling bearings; remaining life prediction; LSTM; degradation characteristics

寿命预测在机械设备可靠性评估,维护策略制定等方面具有重要意义,可提前预知早期故障,确定设备退化程度并预测设备剩余寿命。剩余寿命预测方法主要分为模型驱动和数据驱动两大类^[1]。基于模型驱动的寿命预测方法采用统计学或物理模型描述机械部件退化过程,根据监测数据估计模型参数以表征退化进程。常用的寿命预测模型包括指数模型、cox 模型、Paris-Erdogan 模型、L-P 模型等。基于模型驱动的方法能利用专家知识和监测信息对滚动轴承剩余寿命进行预测,但存在预测模型的适用性差、对复杂的机械系统建模困难、参数求解复杂等问题,从而难以达到高的预测精度^[1]。基于数据驱动的机器学习和深度学习技术能从低层数据空间提取特征信息进行更加抽象的表达,在机械设备寿命预测方面具有很好的应用前景,成为目前研究的热点。姜广君等^[2]提出了一种结合卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)的混合模型(CNN-LSTM)用于滚动轴承的剩余寿命预测。这种模型结合了 CNN 在特征提取方面的优势和 LSTM 在时间序列分析方面的能力,避免了传统方法提取特征的问题,提高了预测的自动化程度。但 CNN-LSTM 模型结构相对复杂,训练或预测所需时间较长,不适用于需要快速响应的实时预测场景。杨秀芳等^[3]用主成分分析技术(principal component analysis,PCA)和隐马尔科夫模型实现了对齿轮箱故障的高准确率和快速识别,该方法在滚动轴承寿命预测中具有一定的参考价值,但隐马尔科夫模型在参数估计(如 Baum-Welch 算法)计算成本较高。刘宇航等^[4]针对滚动轴承逐渐呈现多阶段退化的特性,提出了一种分阶段进行寿命预测的方法,先通过模糊 C 均值聚类(FCM)将轴承的退化过程划分为多个阶段,利用 LSTM 神经网络对滚动轴承在不同阶段的寿命进行预测,提高预测精度。但阶段划分依赖先验知识、增加了模型的复杂性,对特殊退化模式适应性差,即预测模型的泛化能力不够。杨秀芳等^[5]提出的 GAPSO-SVM 模型在多级齿轮箱故障诊断中的识别精度高达 98.55%,表现出优异的性能,文中的原理和技术在滚动轴承寿命预测中具有潜在的应用价值,但针对滚动轴承的具体特性进行做进一步研究。蔡勇^[6]提出了一种结合卷积神经网络(CNN)和门控循环单元(GRU)的预测方法,利用 CNN 提取局部空间特征,GRU 捕捉长期时序

依赖,实验表明,CNN-GRU 在退化趋势预测中优于单一 CNN 或 GRU 模型,但 CNN-GRU 模型结合了两种深度学习网络,增加了模型的复杂性和计算量,模型的训练和推理速度较慢。孙丹铭等^[7]提出 CNN-TCN-Attention 模型,结合卷积神经网络(CNN)和时间卷积网络(TCN),利用 CNN 提取振动信号的深层特征,TCN 捕捉长期时序依赖,相比传统 TCN 和其他模型,提高了寿命预测精度。但该模型对特征增强算子的依赖性强,需手动调整参数,通用性受限。惠憬明等^[8]提出自注意力 CNN-BiLSTM 模型,结合 CNN 提取时域指标间的空间特征,BiLSTM 捕捉双向时序退化信息,用自注意力机制代替传统池化操作,增强全局特征关联性,其性能优于 CNN 和 BiLSTM 基准模型。但自注意力机制仅作用于空间特征,没有充分融合时序特征的注意力权重,在少样本或高载荷工况下,模型性能变差,鲁棒性不足。申中杰等^[9]采用相对方均根值评估轴承衰退趋势,提出基于相对特征和多变量支持向量机(MSVM)的寿命预测方法,实现小样本数据的最大特征挖掘,具有很强的工程价值。但 MSVM 的多元结构增加了模型复杂度,导致训练和预测时间较长,不适合实时性要求高的场景,试验仅在特定载荷(轴 15 kN/径向 27 kN)和转速(15 00 r/min)下进行,未验证复杂动态负载下的表现,泛化性需进一步验证。

本文首先在时域、频域和时频域提取滚动轴承振动信号高维特征参量,以退化指标为依据,从高维特征参数中选取与时间序列关联密切的特征参量作为退化参量,构建了样本时间序列步长为 32 的退化特征集。应用 LSTM 神经网络的输出信息不仅和当前的输入信息相关,也与之前的输入信息相关的特点,即它对以前的输入信息有“记忆”功能,构建和训练基于 LSTM 滚动轴承寿命预测模型。结果表明,本文的 32 步退化特征数据样本+LSTM 神经网络可以根据历史的退化特征高准确度预测滚动轴承的剩余寿命。

1 LSTM 神经网络理论

一般的神经网络(如 BP 神经网络、卷积神经网络)是没有记忆,它们单独处理每个输入,在输入与输入之间没有状态保存,所以在处理时间序列时,需要向网络同时展示整个序列过程,即将序列转换成

单个数据点,这种网络称为前馈网络(feedforward network)。

滚动轴承的退化过程是一个故障累积和不断发展的过程,其状态变化不仅与当前时刻的监测信息有关,更与历史时刻的监测值相关。

LSTM 神经网络和 RNN 神经网络(recurrent neural network,简称 RNN)的输出信息不仅和当前的输入信息相关,也与之前的输入信息相关,它对以前的输入信息有“记忆”功能,这类网络在解决趋势预测问题方面有独特优势。但 RNN 的最大问题是不能够记住许多时间步之前出现的信息,其原因在于梯度消失问题,这一效应类似于在层数较多的

非循环网络(即前馈网络)中观察到的效应:随着层数的增加,网络最终变得无法训练。LSTM 是为解决这个问题而设计的,LSTM 网络隐含层结构及隐藏状态计算见图 1。LSTM 网络隐含层由三个控制门和一个候选记忆细胞组成,三个控制门分别是输入门、遗忘门和输出门,在时间 t 步,三个门的计算为:

$$\begin{cases} I_t = \sigma(W_i \cdot x_t + U_i \cdot h_{t-1} + b_i) \\ F_t = \sigma(W_f \cdot x_t + U_f \cdot h_{t-1} + b_f) \\ O_t = \sigma(W_o \cdot x_t + U_o \cdot h_{t-1} + b_o) \end{cases} \quad (1)$$

式中: W_i 、 W_f 、 W_o 和 U_i 、 U_f 、 U_o 是权重参数; x_t 是时间步 t 的输入; h_{t-1} 是上一时间步的隐藏状态; b_i 、 b_f 、 b_o 是偏差参数。

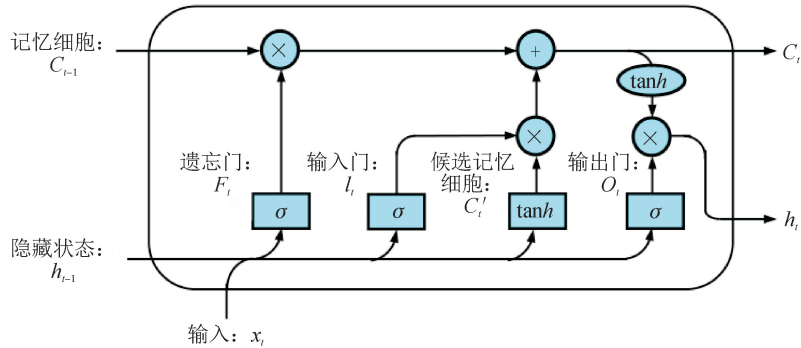


图 1 LSTM 网络隐含层结构及隐藏状态的计算流程图

Fig. 1 The hidden layer structure of LSTM networks and computational flow diagram

图 1 中时间步 t 的候选记忆细胞 C'_t 的计算为:

$$C'_t = \tanh(W_c \cdot x_t + U_c \cdot h_{t-1} + b_c) \quad (2)$$

式中: W_c 和 U_c 是权重参数; b_c 是偏差参数。

当前时间步记忆细胞 C_t 的计算组合了上一时间步记忆细胞和当前时间步候选记忆细胞的信息,并通过遗忘门和输入门来控制信息的流动。

$$C_t = F_t \odot C_{t-1} + I_t \odot C'_t \quad (3)$$

式中: C_{t-1} 是上一时间步记忆细胞。

当前时间步的隐藏状态为:

$$h_t = O_t \tanh(C_t) \quad (4)$$

2 滚动轴承退化特征参数集构建

2.1 数据集来源

本文数据集来源于 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集^[10],该数据集是由西安交通大学机械工程学院雷亚国教授团队联合浙江长兴昇阳科技有限公司,以工业场景中典型的滚动轴承为试验对象,历时两年完成的滚动轴承加速寿命试验。

轴承加速寿命测试平台见图 2,该平台由交流电机、电机转速控制器、转轴、支撑轴承、测试轴承和

液压加载系统等组成。试验平台可通过调节转速和改变轴承的径向力模拟不同的工况,其中径向力由液压加载系统产生,作用于测试轴承的轴承座上,转速由交流电机的转速控制器来设置与调节。

试验轴承型号为 LDK UER204 滚动轴承,其结构参数见表 1。

数据集信息见表 2,包含了 3 种工况,每种工况下有 5 个轴承,每个轴承的实际寿命、样本总数和失效位置。表 2 中 L_{10} 是轴承的额定寿命。

表 1 LDK UER204 轴承结构参数

Tab. 1 LDK UER204 bearing structure parameters

参数名称	数值	参数名称	数值
内圈滚道直径/mm	29.30	滚珠直径/mm	7.92
外圈滚道直径/mm	39.80	滚珠个数	8
轴承中径/mm	34.55	接触角/(°)	0

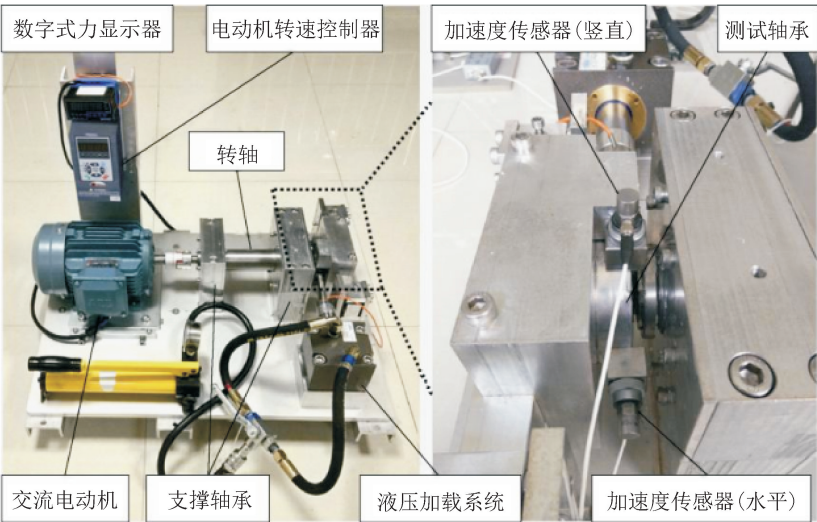


图 2 轴承加速寿命试验平台^[11]

Fig. 2 Accelerated life test bench for bearings

表 2 XJTU-SY 轴承数据集信息一览表

Tab. 2 List of XJTU-SY bearing dataset information

工况	转速/ ($r \cdot \min^{-1}$)	径向力/(kN)	数据集	样本 总数	L_{10}	实际寿命	失效位置
1	2 100	12	Bearing1_1	123	5.600~ 9.677 h	2 h 3 min	外圈
			Bearing1_2	161		2 h 41 min	外圈
			Bearing1_3	158		2 h 38 min	外圈
			Bearing1_4	122		2 h 2 min	保持架
			Bearing1_5	52		52 min	内圈,外圈
2	2 250	11	Bearing2_1	491	6.786~ 11.726 h	8 h 11 min	内圈
			Bearing2_2	161		2 h 41 min	外圈
			Bearing2_3	533		8 h 53 min	保持架
			Bearing2_4	42		42 min	外圈
			Bearing2_5	339		5 h 39 min	外圈
3	2 400	10	Bearing3_1	2 538	8.468~ 14.632 h	42 h 18 min	外圈
			Bearing3_2	2 496		41 h 36 min	内外圈,滚动体,保持架
			Bearing3_3	371		6 h 11 min	内圈
			Bearing3_4	1 515		25 h 15 min	内圈
			Bearing3_5	114		1 h 54 min	外圈

在测试轴承水平和竖直方向安装的 2 个 PCB 352C33 加速度传感器,振动信号由 DT9837 便携式动态信号采集器采集。设置采集器的采样频率为 25.6 kHz,每隔 1 min 采样一次,每次采样时长为 1.28 s。图 3 是三种工况下 1 个测试轴承全寿命周期内水平、竖直方向振动信号。

2.2 特征参数提取

振动信号包含丰富的机械设备运行状态信息,

当机械设备发生故障时,振动信号的波形,频率成分,各频率的能量,概率分布等都会发生变化。本文提取了振动信号在时域、频域和时频域共 34 个特征参数。其中时域 16 个特征参数,分别最大值、最小值、均值、绝对均值、峰值、峰峰值、方差、标准差、均方根值、方根值、歪度、峭度指标、波形因数、峰值因数、脉冲指标和裕度指标。频域 2 个特征参数,分别是谱总值和幅值谱熵。在时频域,先对振动信号进行三层小波包

分解,将振动信号分解成 8 个频段的信号,提取每个频

段信号的能量和能量熵,可得到 16 个特征参数。

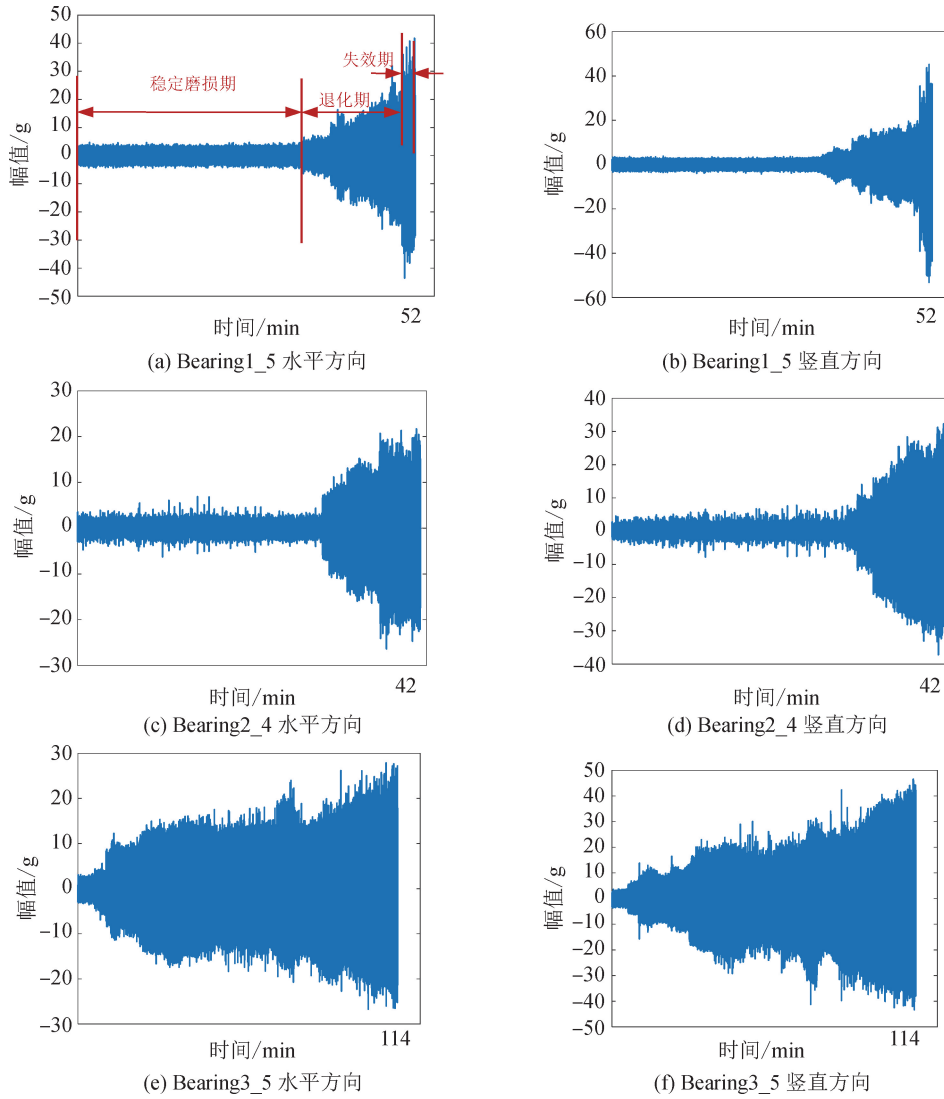


图 3 滚动轴承全寿命周期振动信号

Fig. 3 Full life cycle vibration signal of rolling bearings

2.3 退化特征参数选择

滚动轴承退化过程是一个时序过程,从 34 个特征参数中选取与时间历程有最大相关性的特征参数作为退化特征参数,以便更好地描述轴承的退化状态,提高轴承剩余寿命预测的准确性。良好的退化特征应具有时间相关性,单调性、退化阶段可分性。时间相关性度量特征参数序列与时间序列之间的相关程度,单调性描述特征参数序列持续增加或降低的变化特性,可分性用来反映特征参数序列区分轴

承正常与故障状态的能力^[11]。

若特征参数的时间长度为 k ,将特征参数序列表示为 $X=[x(t_1), x(t_2), \dots, x(t_k)]$,时间序列表示为 $T=[t_1, t_2, \dots, t_k]$,轴承正常状态的特征参数序列表示为 $S=[s(t_1), s(t_2), \dots, s(t_k)]$ 。时间相关性指标记为 $\text{Cor}(X, T)$,特征参数单调性指标记为 $\text{Mon}(X)$,可分性指标记为 $\text{Ide}(X, S)$,这 3 个指标的计算公式分别为:

$$\text{Cor}(X, T) = \frac{\left| k \sum_{i=1}^k x(t_i) t_i - \sum_{i=1}^k x(t_i) \sum_{i=1}^k t_i \right|}{\sqrt{\left[k \sum_{i=1}^k (x(t_i))^2 - \left(\sum_{i=1}^k x(t_i) \right)^2 \right] \left[k \sum_{i=1}^k (t_i)^2 - \left(\sum_{i=1}^k t_i \right)^2 \right]}} \quad (5)$$

$$\text{Mon}(X) = \frac{1}{k-1} \left| \sum_{i=1}^{k-1} [x(t_{i+1}) - x(t_i)] \right| \quad (6)$$

$$\text{Ide}(X, S) = \frac{k \sum_{i=1}^k (x(t_i) - \bar{x})(s(t_i) - \bar{s})}{\sqrt{\left[\sum_{i=1}^k (x(t_i) - \bar{x})^2 \right] \left[\sum_{i=1}^k (s(t_i) - \bar{s})^2 \right]}} \quad (7)$$

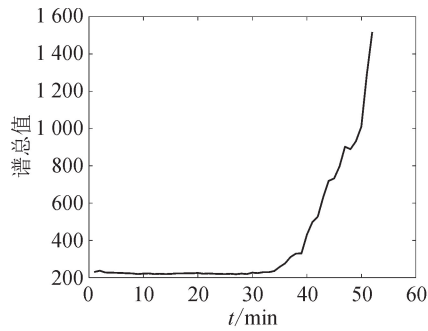
式中: $\bar{x}$ 和 $\bar{s}$ 分别是振动信号和时间序列的均值。

分别计算 34 个特征参数的时间相关性、特征参数的单调性、轴承正常与故障时期特征参数可分性,然后用式(8)进行加权处理,作为退化特征参数选取标准。

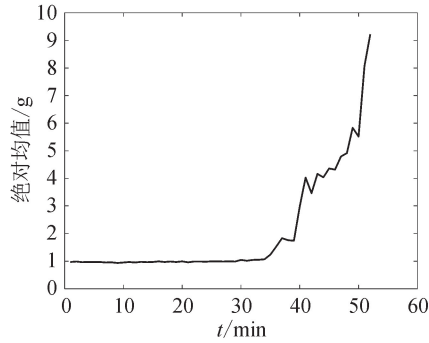
$$J = w_1 \text{Cor}(X, T) + w_2 \text{Mon}(X) + w_3 \text{Ide}(X, S) \quad (8)$$

式中: J 是退化特征参数评价指标; w_1, w_2, w_3 为指标权值,参考文献[11],这三个权值分别取 0.4、0.4 和 0.2。

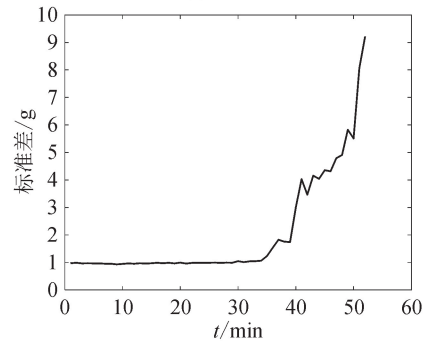
图 4 给出了 34 个特征参数的退化性能评价



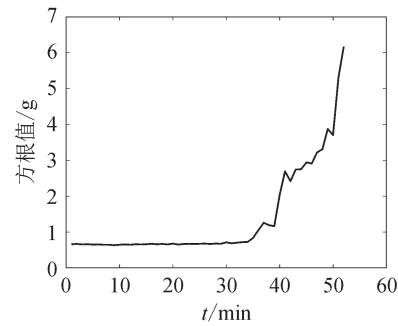
(a) 总谱值



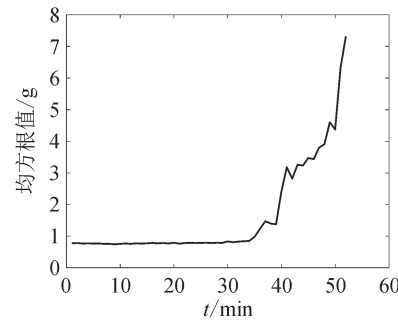
(c) 绝对均值



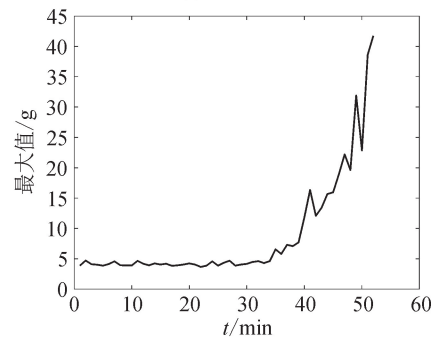
(e) 标准差



(b) 方根值



(d) 均方根值



(f) 最大值

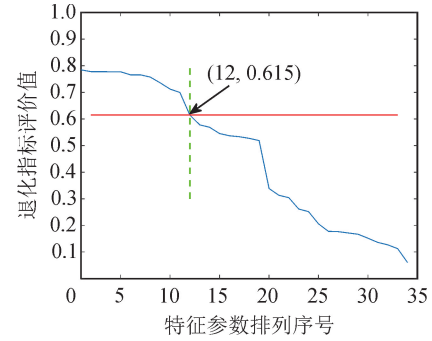


图 4 34 个特征参数的退化指标值降序排列
Fig. 4 Ranking the degradation index values of 34 features in descending order

J ,若将 J 的阈值设置为 0.6,则被选中的特征参数有 12 个,分别是谱总值、方根值、绝对均值、均方根值、标准差、最大值、峰值、峰峰值、方差、最小值、小波包分解第 8 频带能量、小波包分解第 6 频带能量,将这 12 个特征参量作为滚动轴承的退化特征参量。图 5 给出了部分退化特征参数随时间的分布情况。

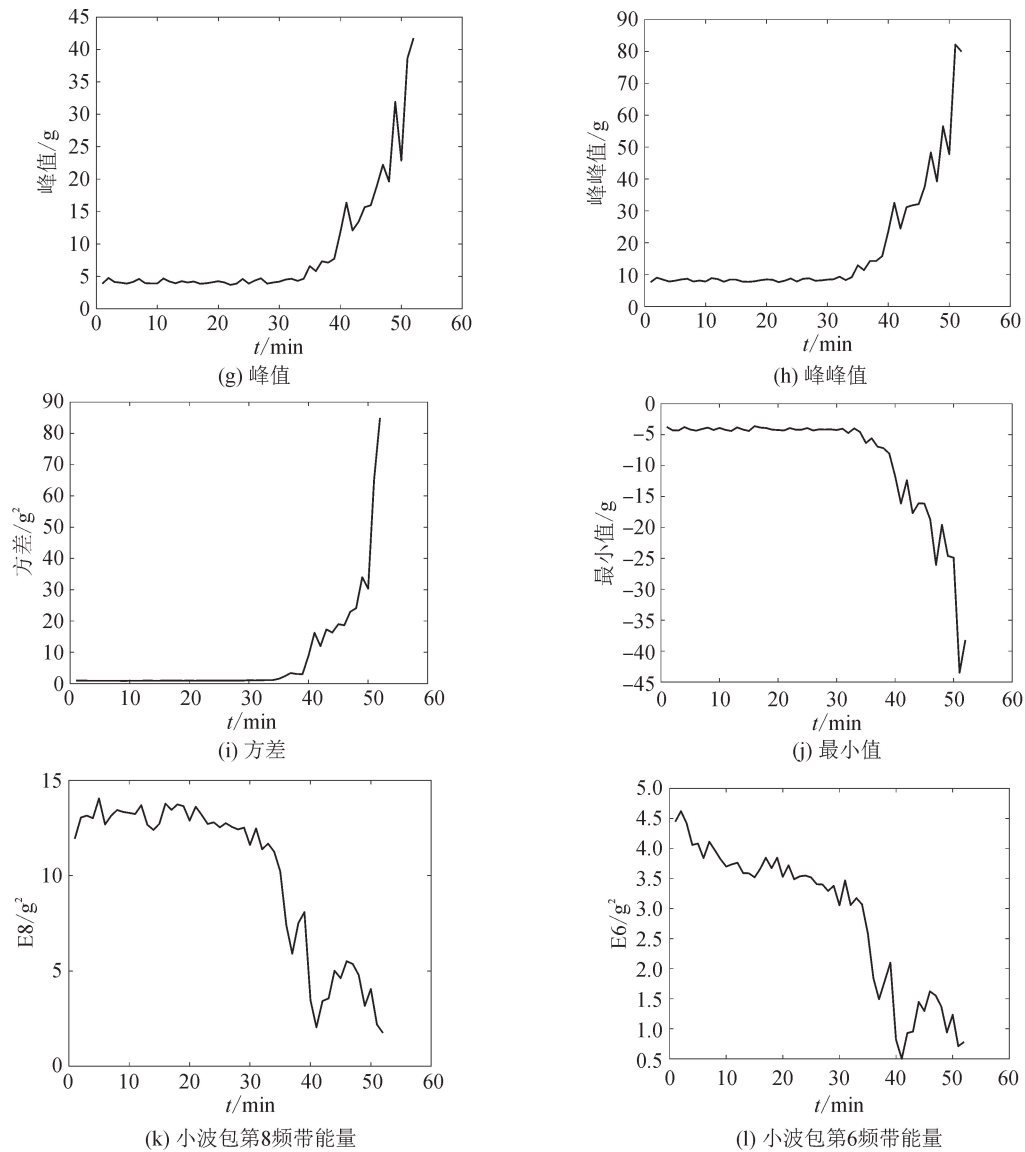


图 5 12 个退化特征

Fig. 5 12 degradation features

3 基于 LSTM 的滚动轴承剩余寿命预测

3.1 基于 LSTM 的滚动轴承剩余寿命预测流程

基于 LSTM 的滚动轴承剩余寿命预测流程见图 6。一般认为轴承全寿命包括三个阶段: 稳定磨损阶段、退化阶段和失效阶段。在轴承的剩余寿命预测时, 需要根据轴承全寿命振动信号确定其退化起始位置, 其目的是为了将轴承稳定磨损阶段和退化阶段分开, 以便提取轴承的退化特征参数, 为训练 LSTM 网络提供退化数据集, 有效提高 LSTM 网络剩余寿命预测精度。以 Bearing1_5 全寿命数据集为例说明退化起始点确定方法。Bearing1_5 数据集有 52 组测量数据, 当振动信号的幅值比较明显增大时作为退化起始点, 由图 3(a)~(b) 振动信号, 轴承在稳定磨损期, 加速度振动信号的幅值比较稳定, 当

进入退化期, 振动信号的幅值明显增大, 随着时间推移信号的幅值会越来越大, 一直到轴承的失效。本文用每组测量信号的最大值、峰峰值确定退化点的起始位置。如图 7 所示, 在第 34 组测量数据处, 最大值或峰峰值都有一个明显增大, 所以将第 34 组数据(第 34 分钟)定为退化起始点, 失效位置为最后一组数据, 即第 52 组数据, 也就是滚动轴承运行到第 52 分钟失效。将轴承振动信号分为稳定磨损期振动信号和退化期振动信号, 然后以退化指标为标准, 从 34 个特征中选择退化特征, 构建退化特征数据集, 并将数据集分为训练数据集和测试数据集, 用于神经网络的训练和测试。由于 LSTM 网络属于监督学习, 需为训练数据和测试提供标签, 本文提供标签的方法是对总谱值进行归一化处理, 然后用 matlab 中的“smoothing spline”模式对归一化的总谱值

曲线进行拟合,图8给出了 Bearing1_5 轴承归一化总谱值拟合曲线,图中横坐标是轴承退化阶段测量数据序号,有 20 组数据,也是时间顺序,以“min”为单位,纵坐标是可靠度,可靠度就是为数据集提供的标签。标签与轴承的剩余寿命可以这样关联,假如某个样本可靠度的预测值是 0.6,从图8可以看到,其对应的时间位置在 12.5 min 处,则剩余寿命(remaining useful life, RUL)为 $20 - 12.5 = 7.5$ min。剩余寿命也可以用式(9)表达。如果轴承全寿命为 T (Bearing1_5 的全寿命是 52 min),轴承稳定磨损阶段时间长度为 t_0 (Bearing1_5 的稳定磨损阶段时间长度是 33 min),预测可靠度对应退化阶段时间位置是 t_p ,即轴承的预测寿命就是 $t_0 + t_p$,则轴承的剩余寿命表示为:

$$L = T - (t_0 + t_p) \quad (9)$$

式中: L 表示剩余寿命。

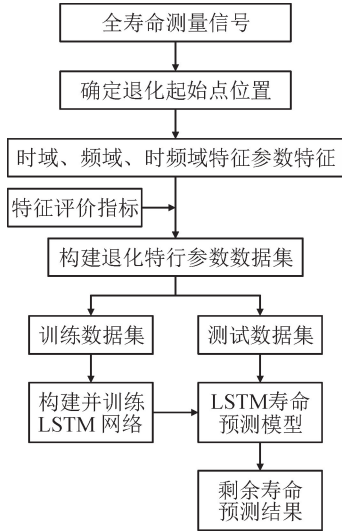


图6 LSTM 滚动轴承剩余寿命预测流程

Fig. 6 Remaining life prediction process based on LSTM

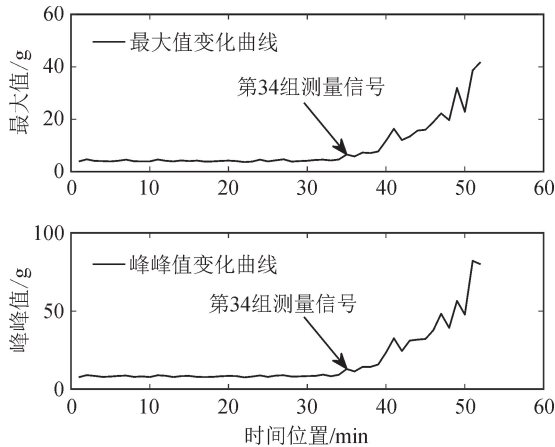


图7 轴承退化起始位置

Fig. 7 Starting position of bearing degradation

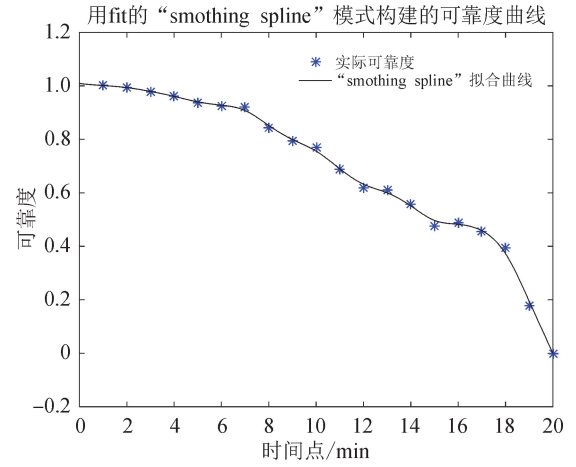


图8 轴承可靠度拟合曲线

Fig. 8 Fitting curve of bearing reliability

可靠度的预测值与真值越接近说明预测效果越好。剩余寿命预测的精度可以用均方根误差(RMSE)描述:

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (10)$$

式中: E 是均方根误差; y_i 是第 i 次剩余寿命预测值或可靠度值; $\hat{y}_i$ 是剩余寿命真实值或可靠度真值; N 是预测次数。

由测量数据构建时域样本方法见图9。将每组测量数据从第一个点开始连续取 2 048 个点作为一个样本,即样本长度是 2 048。为了增加样本数,每隔 1 024 个点开始取下一个样本。一组测量数据长度是 $1.28 \times 25600 = 32768$,即每组数据采样时长为 1.28 s、采样频率为 25 600 Hz,一组测量数据能制作的样本数为 $(32768/1024) - 1 = 31$,以 Bearing1_5 测量数据为例,全部测量数据长度为 $1.28 \times 25600 \times 52 = 1703936$,可制作样本数 1 663 个。提取每个样本 12 个退化特征,构建退化特征数据集,进一步对数据集进行处理,使得每个样本包含有时间步,用于训练和测试 LSTM 网络和 BP 网络的数据集。含时间步的数据集的处理方法是将原来连续的 32 个样本作为 LSTM 或 BP 网络的一个样本,最后一个样本的标签作为神经网络该样本的标签,即对于 LSTM 网络每个样本的时间步长为 32,样本维度为 12,用于训练和测试神经网络的数据集形状是 $(n, 32, 12)$, n 是样本数。

3.2 三个神经网络结构及训练

为了进行对比,本文构建并训练了三种结构的神经网络,分别是 BP 神经网络、单层 LSTM1 网络和多层的 LSTM2 网络,表 3 列出了三个网络结构及训练参数。深度学习框架是 tensorflow 和 keras。

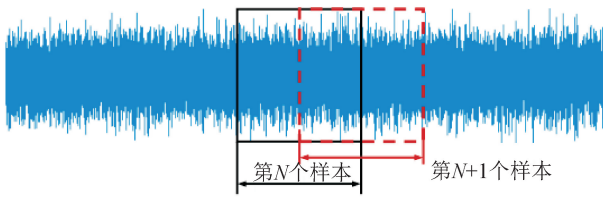


图 9 样本截取方法

Fig. 9 Sample construction method

表 3 三个神经网络的结构及参数

Tab. 3 The structure and parameters of three neural networks

网络参数	BP 网络	LSTM1 网络	LSTM2 网络
输入向量维度	32×12	每个时间步 12 维	每个时间步 12 维
输出向量维度	1	1	1
隐含层数	2	1	3
隐藏层单元数	[64,128]	128	[128,128,128]
学习率	0.000 1	0.000 1	0.000 1
时间步长	无	32	32
批次大小	64	64	64
训练参数	28 865	72 192	335 489

训练数据集由 Bearing1_5 构建,全寿命测量数据可构建 1 663 个时域样本,每个样本长度 2 048。提取每个样本的 12 个退化特征参数,进一步制作含有时间步的数据集,用于神经网络的总数据集形状是(1 631, 32, 12),其中 1 631 是样本数。对于 LSTM 网络,时间步数就是 32,每个时间步的维度是 12,对于 BP 网络,不存在时间步数,每次对一个样本的全部数据一次进行处理。将总数据集划分为训练集、验证集和测试集,考虑到样本数较少,文中的验证集与测试集为同一数据集。神经网络训练过程流程见图 10。训练网络时设置的损失函数 loss 是均方差 MSE (mean square error),计算公式为式(13),评价函数 metrics 是平均绝对误差 MAE (mean absolute error),计算公式为(14),网络权值更新用 Adam 优化器,Adam 优化器可根据历史梯度信息自适应地调整学习率,更新神经网络的训练参数,最小化损失函数。三个网络训练过程中损失函数 loss 和评价函数的变化曲线见图 11。从评价函数的变化曲线可以看到两个 LSTM 网络收敛速度和泛化能力都优于 BP 网络。

$$E_S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i')^2 \quad (11)$$

$$E_A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y_i'| \quad (12)$$

式中: E_S 是 MSE; E_A 是 MAE; y_i 是样本标签真值; y_i' 是样本标签预测值; n 是样本数

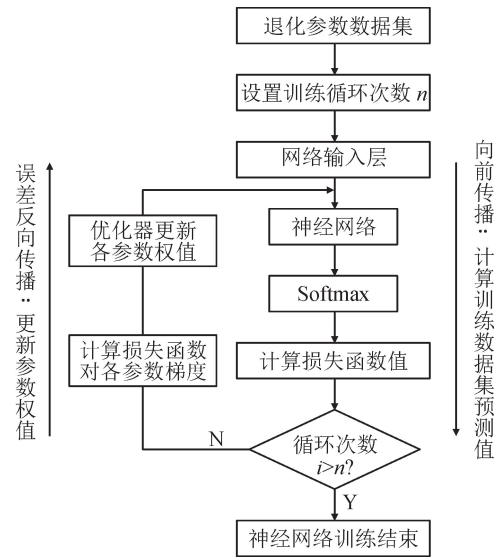
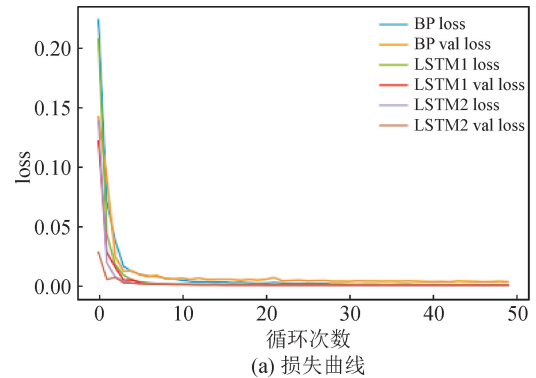
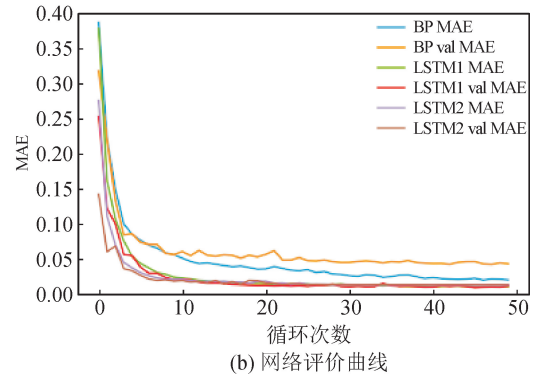


图 10 神经网络训练过程

Fig. 10 Neural network training process



(a) 损失曲线



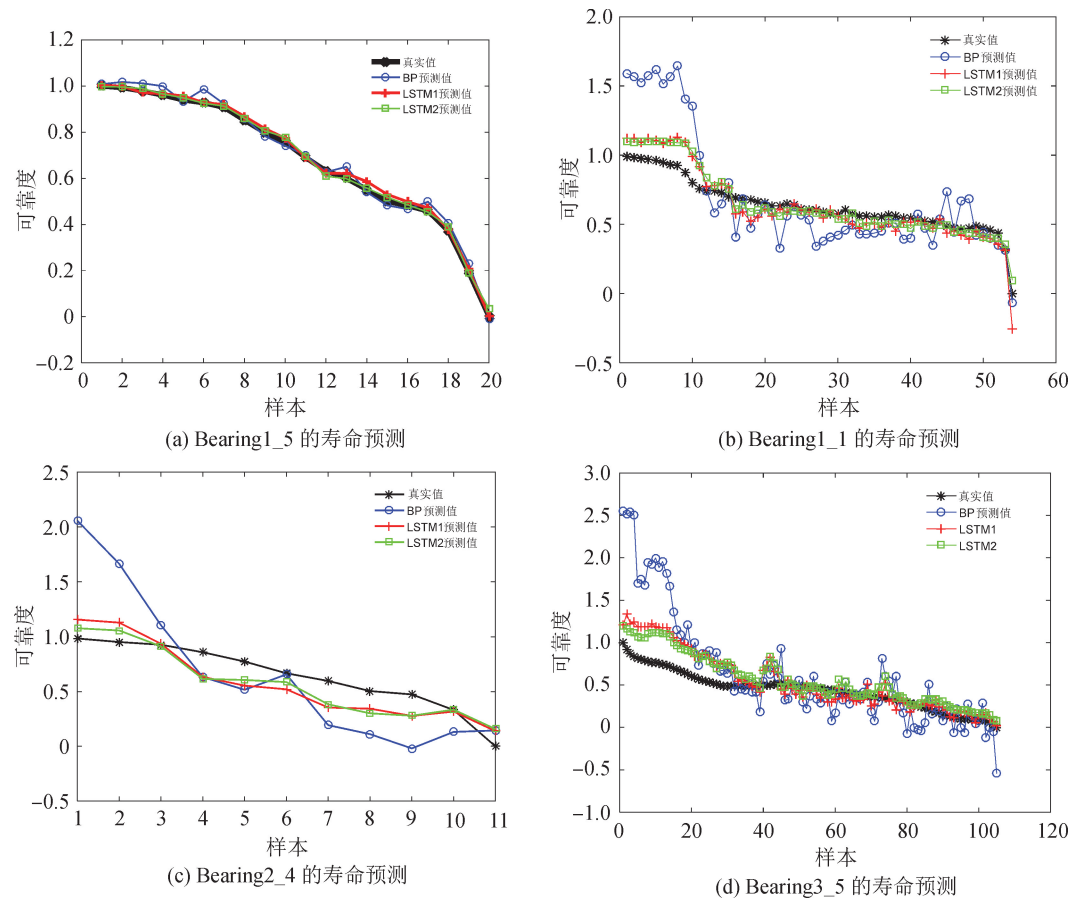
(b) 网络评价曲线

图 11 三个网络训练过程的损失曲线和评价曲线

Fig. 11 The loss curve and evaluation curve of three network training process

3.3 三个网络的寿命预测及结果分析

用训练好的三个网络分别对 Bearing1_5、Bearing1_1、Bearing2_4 和 Bearing3_5 四个轴承的寿命进行预测,预测结果见图 12。



注:可靠度在 0 至 1 之间,包括 0 和 1。从训练出的预测模型预测结果可能会出现大于 1 和小于 0 的结果,这是正常现象,对于大于 1 的可靠度被置为 1,小于 0 的可靠度被置为 0。

图 12 三个网络对四个轴承的剩余寿命预测

Fig. 12 Prediction of remaining life of four rolling bearings using three network models

用训练好的三种网络分别预测 Bearing1_5、Bearing1_1、Bearing2_4 和 Bearing3_5 四个轴承的可靠度,从图 12 的(a)、(b)、(c)和(d)预测曲线图中看出,LSTM 网络预测曲线与实际可靠度曲线吻合度明显优于 BP 网络,进一步可以看到多层结构的 LSTM2 网络预测曲线优于单层的 LSTM1 可靠度预测曲线。用均方误差 MSE 和平均绝对误差 MAE 评价三个网络的预测结果,见表 4,进一步说明了多层 LSTM 在轴承寿命预测中的优势,以对工况 3 轴承 Bearing3_5 为例,多层 LSTM 预测的均方根误差 MSE 和平均绝对误差 MAE 最小,分别是 0.031 8 和 0.141 0,均小于单层的 LSTM1 网络和 BP 网络,因此本文设计的多层 LSTM 网络可以准确预测滚动轴承剩余寿命,为设备提供有效的维护策略。

滚动轴承全寿命振动信号是典型的时间序列数据,其退化过程具有长期依赖性。BP 神经网络只能

处理静态数据,忽略时间顺序,而 LSTM 独特的结构和时序建模能力通过遗忘门、输入门、输出门动态调控细胞状态,选择性保留历史信息,门控机制过滤噪声,使得在滚动轴承寿命预测中体现出优于 BP 网络的结果。

表 4 三个网络预测误差

Tab. 4 Prediction errors by three network models				
误差名称	轴承	BP	LSMT1	LSMT2
均方误差 MSE	Bearing1_1	0.169 4	0.014 8	0.007 1
	Bearing1_5	7.555e-04	2.381e-04	1.709e-04
	Bearing2_4	0.221 0	0.029 4	0.023 9
	Bearing3_5	0.255 3	0.041 2	0.031 8
绝对误差 MAE	Bearing1_1	0.323 1	0.091 8	0.067 1
	Bearing1_5	0.022 8	0.012 6	0.009 7
	Bearing2_4	0.371 9	0.154 7	0.134 0
	Bearing3_5	0.319 4	0.151 5	0.141 0

4 结 论

滚动轴承剩余寿命预测精度与退化特征参数的提取有直接关系,本文以退化特征参数评价指标为依据,从全域特征参数中筛选退化特征,实现基于 LSTM 网络的滚动轴承寿命预测,并验证了该方法在多工况下的有效性。

1) 滚动轴承全寿命振动信号中提取全域范围内的高维特征指标,以退化性能评价价值为依据,选取退化特征,构建退化特征数据集,并以归一化的总谱值拟合曲线值作为寿命标签。

2) 建立 BP、单层 LSTM 和多层 LSTM 三种神经网络结构寿命预测模型,用一种工况下的一个滚动轴承全寿命退化特征集训练网络参数,获得预测模型。

3) 用三种预测模型对不同工况下滚动轴承的寿命进行预测,计算预测可靠性曲线与实际曲线均方误差和绝对误差,评价三个网络对剩余寿命的预测结果。结果表明 LSTM 网络相比于 BP 网络能更好地利用具有时间相关性的退化历史数据,得到轴承性能退化时的状态变化过程,进一步也说明了多层 LSTM 网络更好地实现了非线性函数映射,提高了轴承剩余寿命预测的精度。验证了基于退化特征数据集和深度学习网络 LSTM 强大的对随时间变化趋势特征的捕捉能力和建模能力,能够提高机械装备在寿命预测中精度和效率,为将深度 LSTM 应用于工程实际的寿命预测提供了理论依据,可为设备提供更优的维护策略。

参考文献:

- [1] LI Naipeng, LEI Yaguo, LIN Jing, 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.
- [2] 姜广君,杨金森,穆东明. 基于 CNN-LSTM 的机床滚动轴承性能退化趋势和寿命预测[J]. 机床与液压, 2024,52(6):184-189.
JIANG Guangjun, YANG Jinsen, MU Dongming. Rolling bearing performance degradation trend and life prediction based on CNN-LSTM[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2024, 52(6):184-189.
- [3] 杨秀芳,陈卓,王驰. 基于隐 Markov 模型的齿轮箱故障识别方法研究[J]. 电子测量与仪器学报. 2020,32 (11):115-123.
YANG Xiufang, CHEN Zuo, WANG Chi. Research on gearbox fault identification method based on hidden markov model[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020,32(11):115-123.
- [4] 刘宇航,石宇强,王俊佳. 基于 FCM-LSTM 的滚动轴

承多阶段寿命预测[J]. 机械设计, 2023, 40 (5): 43-50.

LIU Yuhang, SHI Yuqiang, WANG Junjia. Multi-stage life prediction of rolling bearings based on FCM-LSTM[J]. Journal of Machine Design, 2023, 40(5): 43-50.

- [5] 杨秀芳,何亚鹏,徐雨达,等. 基于 GAPSO-SVM 的多级齿轮箱故障诊断新方法[J]. 西安理工大学学报, 2022,38(4):519-525.

YANG Xiufang, HE Yapeng, XU Yuda, et al. A new fault diagnosis method for multistage gearbox based on GAPSO-SVM[J]. Journal of Xi'an University of Technology, 2022,38(4):519-525.

- [6] 蔡勇. 基于 CNN-GRU 的滚动轴承寿命预测[J]. 机械工程与自动化,2023(1):143-145,148.

CAI Yong. Rolling bearing life prediction based on CNN-GRU. Mechanical Engineering & Automation, 2023(1):143-145, 148.

- [7] 孙丹铭,陈长征,孙业彭. 结合 CNN 与 TCN 神经网络的滚动轴承寿命预测[J]. 机械设计与制造, 2024 (8):160-165.

SUN Danming, CHEN Changzheng, SUN Yepeng. Rolling bearing life prediction combined with CNN and TCN neural network[J]. Machinery Design & Manufacture, 2024(8):160-165.

- [8] 惠憬明,王健,吴双,等. 基于自注意力 CNN-BiLSTM 的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 轴承, 2024 (3): 92-98.

HUI Jingming, WANG Jian, WU Shuang, et al. Remaining useful life prediction for rolling bearing based on self-attention CNN-BiLSTM [J]. Bearing, 2024 (3):92-98.

- [9] 申中杰,陈雪峰,何正嘉,等. 基于相对特征和多变量支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 机械工程学报, 2013, 49(2):183-189.

SHEN Zhongjie, CHEN Xuefeng, HE Zhengjia, et al. Remaining life predictions of rolling bearing based on relative features and multivariable support vector machine [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(2): 183-189.

- [10] 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 Yaguo, HAN Tianyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY Rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019,55(16):1-6.

- [11] 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):303-309,419.

WANG Fengtao, LIU Xiaofeng, DENG Gang, et al. Remaining useful prediction method for rolling bearing based on the long short-term memory network [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020,40(2):303-309, 419.

(责任编辑 王绪迪)