



航天器环境工程

SPACECRAFT ENVIRONMENT ENGINEERING

——· 中文核心期刊 中国科技核心期刊

基于CNN和LSTM的航天用涂层型自润滑关节轴承寿命预测及可靠性评估

刘云帆 林亮行 马国政 孙建芳 苏峰华 郭伟玲 朱丽娜 王海斗

Life prediction and reliability evaluation of coated self-lubricating spherical bearings for space applications based on CNN and LSTM

LIU Yunfan, LIN Liangxing, MA Guozheng, SUN Jianfang, SU Fenghua, GUO Weiling, ZHU Lina, WANG Haidou

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12126/see.2023012>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

[基于Arrhenius模型的星载电子产品加速寿命试验技术](#)

Accelerated life test technology for satellite electronic products based on Arrhenius model

航天器环境工程. 2018, 35(3): 247–251 <https://doi.org/10.12126/see.2018.03.008>

[两种工程化的航天器用滚动轴承加速寿命试验方法](#)

Two engineering methods for accelerated life test of aerospace rolling bearings

航天器环境工程. 2021, 38(4): 413–419 <https://doi.org/10.12126/see.2021.04.006>

[基于VGG16迁移学习的轴承故障诊断方法](#)

Method for fault diagnosis of bearing based on transfer learning with VGG16 model

航天器环境工程. 2020, 37(5): 446–451 <https://doi.org/10.12126/see.2020.05.005>

[星载大功率GaN固态功放寿命评估方法](#)

Method for life evaluation of spaceborne high power GaN solid state power amplifier

航天器环境工程. 2021, 38(4): 420–425 <https://doi.org/10.12126/see.2021.04.007>

[MTM反熔丝器件编程单元的空间应用适应性评估](#)

Applicability evaluation of MTM anti-fuse programmable units for aerospace applications

航天器环境工程. 2017, 34(6): 672–678 <https://doi.org/10.12126/see.2017.06.017>

[氧化铟气体传感器动态测试及基于神经网络的识别特性研究](#)

Dynamic test and identification characteristics of indium oxide gas sensor based on neural network

航天器环境工程. 2020, 37(6): 628–635 <https://doi.org/10.12126/see.2020.06.015>

基于 CNN 和 LSTM 的航天用涂层型自润滑 关节轴承寿命预测及可靠性评估

刘云帆^{1,2}, 林亮行^{2,3}, 马国政², 孙建芳^{3*}, 苏峰华³, 郭伟玲², 朱丽娜^{1*}, 王海斗^{1,2,4}

(1. 中国地质大学(北京) 工程技术学院, 北京 100083;

2. 陆军装甲兵学院 装备再制造国防科技重点实验室, 北京 100072;

3. 华南理工大学 机械工程学院, 广州 510000;

4. 陆军装甲兵学院 机械产品再制造国家工程研究中心, 北京 100072)

摘要: 为探索适用于涂层型自润滑关节轴承的寿命预测和可靠性评估方法, 提出一种基于卷积神经网络 (CNN) 和长短期记忆 (LSTM) 神经网络的轴承剩余寿命预测模型。首先利用 CNN 对关节轴承的摩擦扭矩信号进行失效特征提取, 然后将通过主成分分析 (PCA) 和滤波处理后的扭矩信号输入 LSTM 神经网络中进行训练, 得到涂层型自润滑关节轴承寿命预测模型, 可实现对轴承剩余寿命的准确预测。最后, 基于加速寿命试验数据, 采用两参数 Weibull 分布模型对涂层型自润滑关节轴承的服役可靠性进行评估, 结果表明涂层型自润滑关节轴承在轻载低频工况下能够维持在高可靠性水平 (90%) 下进行长时间稳定服役。

关键词: 涂层型自润滑关节轴承; 卷积神经网络; 长短期记忆神经网络; 加速寿命试验; 可靠性评估
中图分类号: TH133.31 文献标志码: A 文章编号: 1673-1379(2023)05-0531-10

DOI: 10.12126/see.2023012

Life prediction and reliability evaluation of coated self-lubricating spherical bearings for space applications based on CNN and LSTM

LIU Yunfan^{1,2}, LIN Liangxing^{2,3}, MA Guozheng², SUN Jianfang^{3*}, SU Fenghua³,
GUO Weiling², ZHU Lina^{1*}, WANG Haidou^{1,2,4}

(1. School of Engineering and Technology, China University of Geosciences (Beijing), Beijing 100083, China;

2. National Key Laboratory for Remanufacturing, Army Academy of Armored Forces, Beijing 100072, China;

3. School of Mechanical Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510000, China;

4. National Engineering Research Center for Remanufacturing, Army Academy of Armored Forces, Beijing 100072, China)

Abstract: A method for predicting the residual life of coated self-lubricating spherical bearings based on convolutional neural network (CNN) and long-short term memory neural network (LSTM) was proposed. Firstly, the failure features of the friction torque signal of the spherical bearing was extracted by CNN. Then the torque signals processed by principal component analysis (PCA) and filtering were input into LSTM neural network for training to obtain the life prediction model of coated self-lubricating spherical bearings, which enabled accurate predictions of the bearing residual life. Finally, based on the accelerated life tests, the reliability of coated self-lubricating spherical bearings was evaluated using a two-parameter Weibull distribution model. The results indicate that coated self-lubricating spherical bearings can maintain long-term stable work at high reliability levels (90%) under light load and low frequency.

Keywords: coated self-lubricating spherical bearing; convolutional neural network; long-short term memory neural network; accelerated life test; reliability evaluation

收稿日期: 2023-02-16; 修回日期: 2023-09-14

基金项目: 国家自然科学基金项目 (编号: 52122508; 52005511; 52130509)

引用格式: 刘云帆, 林亮行, 马国政, 等. 基于 CNN 和 LSTM 的航天用涂层型自润滑关节轴承寿命预测及可靠性评估[J]. 航天器环境工程, 2023, 40(5): 531-540

LIU Y F, LIN L X, MA G Z, et al. Life prediction and reliability evaluation of coated self-lubricating spherical bearings for space applications based on CNN and LSTM[J]. Spacecraft Environment Engineering, 2023, 40(5): 531-540

0 引言

自润滑关节轴承是一种无需补充润滑剂的特殊关节轴承,在其相对运动表面涂(镀)或黏结有一层固体润滑材料,可以起到减小摩擦阻力、延长轴承寿命的作用^[1-6]。应用于各类航天器机构中的关节轴承通常会面临着高真空、高低温循环、原子氧及紫外辐射等极为苛刻的服役环境^[7-8]。因此,研究人员尝试将一些具有优异真空摩擦学性能的固体润滑材料(层状化合物、非晶碳基薄膜等)以涂层的形式运用至关节轴承表面^[9-13],来提高轴承在空间环境下的服役寿命和可靠性。目前,涂层型自润滑关节轴承这一新型轴承已广泛应用于航天装备中的重要基础运动部件;对其服役寿命进行准确预测和可靠性评价是航天装备研制中的重要工作。

关节轴承的服役寿命及可靠性研究一直以来都是轴承相关研究中的重点^[14-16]。针对传统的衬垫型关节轴承,国外的SKF、NTN、INA以及FLURO等著名轴承公司很早就提出了适用于各自产品的轴承寿命计算公式^[17]。同时,杨咸启等^[18-19]引入设计制造质量系数,建立了一套适合于国产关节轴承的寿命计算方法,并推进颁布了JB/T 10860—2008标准,有力推动了国内关节轴承寿命计算方法的标准化进程。进一步地,邱明团队^[20-21]基于组合磨损理论建立了衬垫型自润滑关节轴承的磨损寿命计算模型,并基于两参数Weibull分布模型以磨损量作为退化量对轴承进行可靠性评估。为缩短加速寿命试验的时长,邱明团队^[22]设计了双加速应力试验方案对关节轴承在重载高频工况下的服役可靠性进行评估,结果表明轴承能在正常可靠度范围内维持长时间服役。杨育林等^[17, 23]则针对重载低速工况下的衬垫型关节轴承进一步优化了寿命预测模型。然而,现有的关节轴承寿命预测研究主要集中于衬垫型关节轴承,其自润滑衬垫的磨损量通常为mm量级,但涂层型自润滑关节轴承的自润滑涂层厚度仅有1~5 μm,其磨损量难以由位移传感器精确实时地测量获取,因此不能参考传统的衬垫型关节轴承利用磨损量作为退化信息进行寿命预测和可靠性评估^[21]。基于一些对滚动轴承的失效研究^[24-26]以及我们的前期工作^[27-28]可以发现,摩擦扭矩能够较好地反映关节轴承摩擦接触面在运行过程中的磨损状态,因此可以将扭矩信号作为退化特

征来表征涂层型自润滑关节轴承的退化状态。

随着机器学习、深度学习理论的快速发展,基于人工智能技术的寿命预测方法已成为进行机械零部件剩余寿命预测的主要手段之一^[29-30]。邱明团队^[22]基于灰色神经网络建立了衬垫型关节轴承的寿命预测模型,与传统BP神经网络模型相比,该模型将轴承预测寿命的平均相对误差降至3.9%。长短期记忆(LSTM)神经网络对时间序列有很高的敏感度,近年来在滚动轴承的寿命预测领域得到广泛应用。比较具有代表性的是Hotait等^[31]对滚动轴承采集特征进行主元分析及筛选,将特征集合作为训练集输入LSTM神经网络得到轴承的寿命预测模型,经验证该模型有较好的泛化能力和预测精度。涂层型自润滑关节轴承的寿命预测可以借鉴这种较新的思路,寻找适合的特征(如摩擦扭矩)建立轴承的寿命预测模型。由于振动信号具平稳性,滚动轴承多采用时域或频域分析法进行信号特征提取。而涂层型自润滑关节轴承的摩擦扭矩信号为非平稳信号,因此须采用时频域信号分解方法对非平稳信号进行有效处理,以充分挖掘信号所包含的信息,实现信号特征提取^[32]。卷积神经网络(CNN)具有收敛速度快、准确率高等优势,且能够挖掘数据中的深层特征^[33-34]。CNN配合LSTM在处理时间序列应用中的优势,正好能够精确高效地对涂层型自润滑关节轴承剩余寿命进行预测,具备较好的预测精度以及失效预警效果。

近年来,国内部分研究团队虽然已在涂层型自润滑关节轴承状态监测和失效机理研究方面取得了一些成果^[22, 27],但并未深入进行轴承的寿命预测和可靠性评估工作,尤其缺乏适用于涂层型自润滑关节轴承的寿命预测方法。基于上述研究背景,本文针对涂层型自润滑关节轴承,以摩擦扭矩信号为原始输入,提出一种CNN与LSTM相结合的关节轴承寿命预测方法,以期为航天用涂层型自润滑关节轴承的可靠性评价、服役状态监测和在线维护提供理论依据和方法借鉴。

1 基于CNN和LSTM的涂层型自润滑关节轴承寿命预测模型

1.1 CNN模型及特征提取原理

涂层型自润滑关节轴承的工作环境复杂多变,

因而其摩擦扭矩信号具有非平稳、随时间变化的特点。本文首先利用 CNN 对涂层型自润滑关节轴承的摩擦扭矩信号进行特征提取，其卷积层输出为

$$y^{l(i,j)} = K_i^l * x^{l(r^j)} = \sum_{j'=0}^{W-1} k_i^{l(j')} x^{l(j+j')}, \quad (1)$$

式中： $x^{l(r^j)}$ 为第 l 层中第 j 个卷积计算的局部序列 r ； $k_i^{l(j')}$ 为第 l 层的第 i 个卷积核的第 j' 个权值； $*$ 为卷积运算符， W 为卷积核的宽度，在一维卷积中表现为覆盖区域信号的长度。

然后，使用 ReLU 激活函数对 $y^{l(i,j)}$ 进行处理，

$$a^{l(i,j)} = f(y^{l(i,j)}) = \max\{0, y^{l(i,j)}\}, \quad (2)$$

式中， $a^{l(i,j)}$ 为 $y^{l(i,j)}$ 经激活函数处理后的结果， f 代表激活函数。

之后，还需要通过池化层对 $a^{l(i,j)}$ 进行特征降维处理，本文中采用最大值池化方法，令

$$p^{l(i,t)} = \max_{(j-1)V+1 \leq t \leq jV} \{a^{l(i,j)}\}, \quad (3)$$

式中： $a^{l(i,t)}$ 为第 l 层第 i 个特征的第 t 个神经元输出激活值； V 为池化宽度。

1.2 LSTM 模型原理

为能准确预测涂层型自润滑关节轴承的服役寿命，选用 LSTM 模型进行剩余寿命预测，该模型能够有选择性地添加新的信息或者遗忘先前的信息^[35]。LSTM 模型结构如图 1 所示。

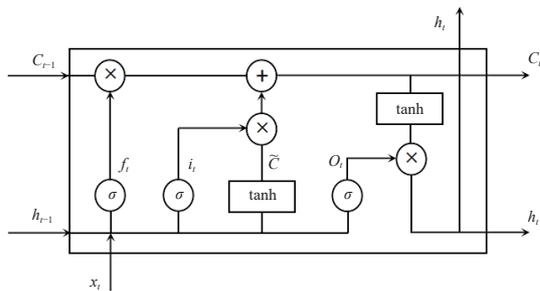


图 1 LSTM 模型结构

Fig. 1 Structure of LSTM model

t 时刻 LSTM 的输入为序列 x_t ，隐藏层 $t-1$ 时刻状态为 h_{t-1} ，记忆单元 $t-1$ 时刻状态为 C_{t-1} ，经过激活函数 σ 计算可得，

$$\begin{cases} f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \end{cases} \quad (4)$$

式中： f_t 、 i_t 和 o_t 分别为遗忘门、输入门和输出门的计算结果； W_f 、 W_i 和 W_o 分别为三者的权重矩阵；

b_f 、 b_i 和 b_o 分别为三者的偏置项。

在 t 时刻后，更新后的状态 C_t 以及隐藏层状态 h_t 为

$$\begin{cases} \tilde{C} = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ C_t = f_t \circ C_{t-1} + i_t \circ \tilde{C} \\ h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \end{cases} \quad (5)$$

式中： \tilde{C} 为候选状态更新值； W_c 和 b_c 分别为更新后的权重矩阵和偏置项；符号 \circ 表示按元素乘。

1.3 基于加速寿命试验的涂层型自润滑关节轴承寿命预测模型的建立

涂层型自润滑关节轴承需要通过分析其摩擦扭矩信号的变化，利用 CNN 提取扭矩信号中的失效特征，然后由 LSTM 模型实现对涂层型自润滑关节轴承剩余寿命的准确预测。图 2 所示为本文提出的涂层型自润滑关节轴承寿命预测流程。

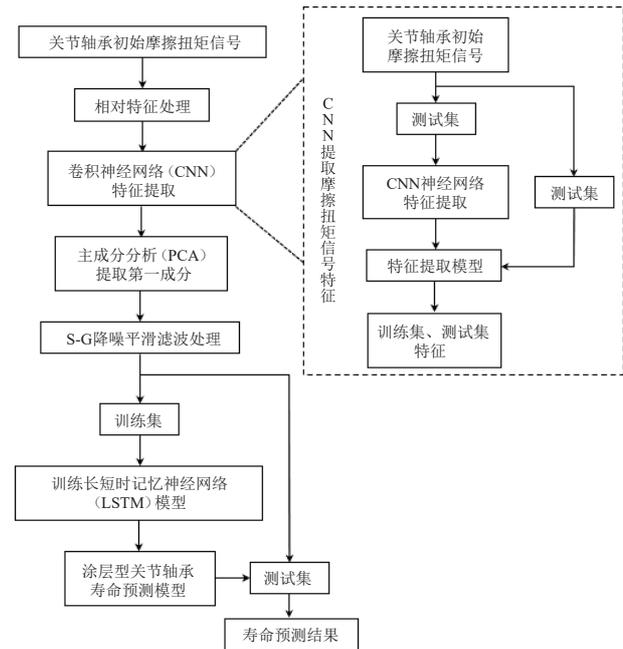


图 2 涂层型自润滑关节轴承寿命预测流程

Fig. 2 Flow chart for life prediction of coated self-lubricating spherical bearings

具体流程如下：

1) 使用扭矩传感器对涂层型自润滑关节轴承的摩擦扭矩信号进行采集，并选取不同工况下的扭矩值作为训练集。

2) 对摩擦扭矩信号进行相对值处理，采用相对特征来表征轴承的失效状态，从而消除不同工况下关节轴承退化过程中摩擦扭矩的变化差异。

3) 将步骤 2 中的摩擦扭矩值作为 CNN 的输入，

通过多层 CNN 对扭矩信号进行特征提取, 得到能够表征关节轴承全寿命周期的信号特征, 详细计算过程参考 2.1 节。

4) 对 CNN 所提取的摩擦扭矩信号特征进行主成分分析(PCA), 将信号特征重新组合成一组新的综合变量, 从而实现数据降维、减少计算量, 获取能够表征轴承失效过程的第一成分。

5) 将信号特征输入 LSTM 模型前利用 Savitzky-Golay(S-G)滤波法进行降噪平滑处理, 将处理后的特征输入 LSTM 神经网络进行训练, 构建寿命预测模型。其中, 训练数据中退化节点前的轴承寿命设置为 1, 退化节点后轴承剩余寿命需经过 Min-Max 标准化处理; 最后采用均方误差(MSE)以及平均绝对误差(MAE)对寿命预测模型的预测精度进行评估。

2 航天用涂层型自润滑关节轴承加速寿命试验及结果分析

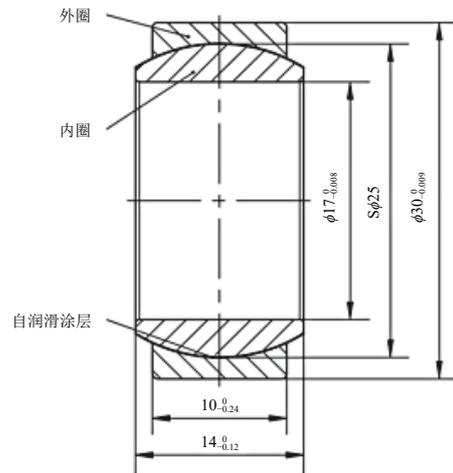
2.1 加速寿命试验方案及平台

为验证本文所提出的轴承寿命预测模型效果, 首先在低速摆动磨损寿命试验机上进行轴承加速寿命试验以获取关节轴承寿命数据。具体采用高精度的扭矩传感器对摩擦扭矩信号进行采集, 设定每间隔 120 个摆动周期采集 1 次扭矩最大值^[27]。试验所用轴承为自制的涂层型自润滑关节轴承, 型号 GE17E/HEK, 且为同一批次生产。轴承实物和结构如图 3 所示, 内圈外球面涂层为双层 a-C:H/MoS₂ 薄膜, 外圈内球面涂层为 a-C:H 薄膜。

加速寿命试验方案要点如下: 1) 在常温常压环境下进行; 2) 试验机的固定摆动角度为 $\pm 10^\circ$, 摆动频率为 2.0 Hz; 3) 基于设备条件, 加速试验为恒定单一应力加速寿命试验, 加速应力为径向载荷, 设置 4 个加速应力等级(分别为 100 N、200 N、300 N 和 500 N), 每个加速应力下的重复组数为 4 组; 4) 前期研究中发现当轴承在运行过程中出现扭矩信号明显上升或突变时说明轴承已经发生磨损失效, 因此在加速寿命试验中设定, 当轴承扭矩上升为平均值的 1.5 倍以上且持续时间超过 5 min 时判定轴承失效, 停止试验。表 1 所示为加速寿命试验参数及试验结果。



(a) 轴承实物



(b) 轴承结构

图 3 GE17E/HEK 涂层型自润滑关节轴承
Fig. 3 GE17E/HEK coated self-lubricating spherical bearing

表 1 加速寿命试验结果
Table 1 Accelerated life test results

轴承编号	径向载荷/N	磨损寿命/次	数据划分
No.1	100	132 720	训练集
No.2		142 550	
No.3		137 800	
No.4	200	82 100	
No.5		89 140	
No.6		63 000	
No.7	300	46 400	
No.8		51 260	
No.9		64 090	
No.10	500	33 080	
No.11		38 130	
No.12		43 660	
No.13	100	180 260	测试集
No.14	200	73 780	
No.15	300	50 940	
No.16	500	31 600	

2.2 涂层型自润滑关节轴承寿命预测结果与分析

如表 1 所示, 将轴承 No.1~No.12 的测试数据作为训练集, 轴承 No.13~No.16 的测试数据作为测试集。按照图 2 所示的流程将原始摩擦扭矩值作为输入, 将经过预处理后的扭矩值输入多层 CNN

中, CNN 的主要结构参数如表 2 所示。利用 CNN 对摩擦扭矩信号中能够表征轴承失效状态的特征进行提取,以 100 N 工况为例, CNN 处理后的结果如图 4 所示。

表 2 CNN 结构及训练参数

Table 2 CNN structure and training parameters

CNN层1	卷积核个数: 16 卷积核大小: 11 卷积步长: 4
池化层1	池化窗口大小: 2
Dropout层1	舍弃率: 0.15
CNN层2	卷积核个数: 32 卷积核大小: 9 卷积步长: 8
池化层2	池化窗口大小: 2
Dropout层2	舍弃率: 0.15
全连接层1	神经元数: 100
全连接层2	神经元数: 50
全连接层3	神经元数: 1
优化器	Adam
训练步数	100
训练批量大小	128

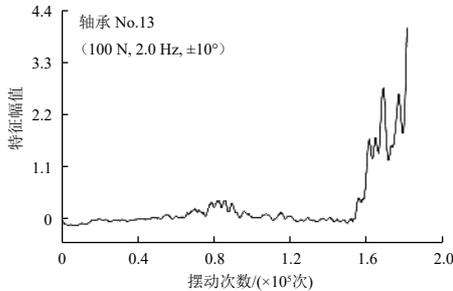
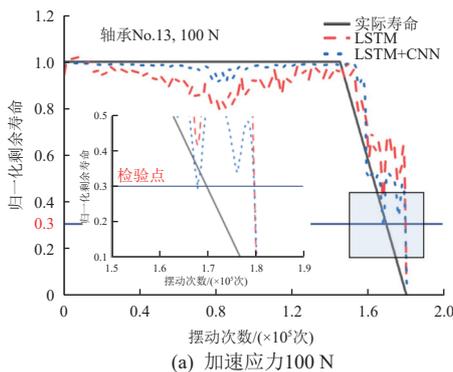


图 4 CNN 对 100 N 工况下轴承摩擦扭矩信号的特征提取结果

Fig. 4 Feature extraction results of bearing friction torque signal under 100 N by CNN

随后对提取的特征信号进行 PCA, 其中本文所提取的第一成分方差贡献率均大于 90%, 将经过 S-G 降噪平滑处理后的特征输入本文建立的涂层型自润滑关节轴承寿命预测模型中。LSTM 的主要结构参数如表 3 所示, 采用 Adam 优化器, 为提高预测模型的训练精度及速度, 初始学习率设置为 0.001; 为防止预测模型过拟合, 选用舍弃率表征模型中记忆体单元被暂时舍弃的概率, 并将舍弃率设置为 0.3; 为提高收敛速度和预测趋势的准确度, 训练步



(a) 加速应力100 N

数和批量大小分别设置为 200 和 128。如图 5 所示, 寿命预测模型的收敛速度较快, 且随着训练次数的增加, 训练集误差与测试集误差逐渐降低, 最小误差低于 0.02 并趋于稳定, 表明模型收敛性好。

表 3 LSTM 结构及训练参数

Table 3 LSTM structure and training parameters

LSTM层1	记忆体单元数: 120
Dropout层1	舍弃率: 0.3
LSTM层2	记忆体单元数: 120
Dropout层2	舍弃率: 0.3
全连接层1	神经元数: 100
全连接层2	神经元数: 1
优化器	Adam
训练步数	200
训练批量大小	128

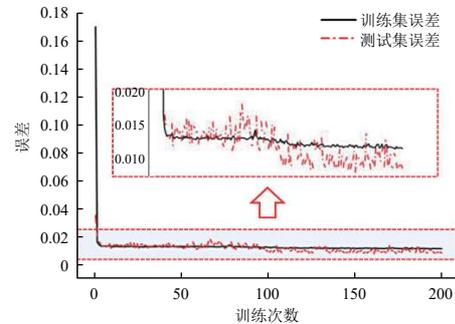
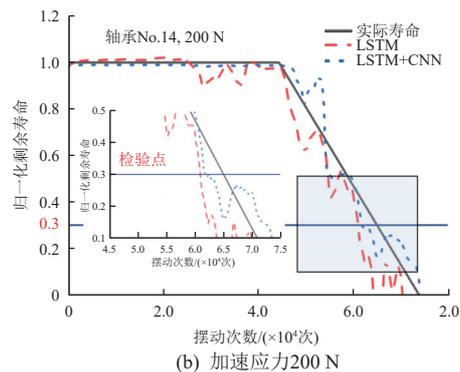


图 5 CNN+LSTM 模型在训练集和测试集上的误差曲线
Fig. 5 Error curves of CNN+LSTM model in training set and test set

为验证 CNN+LSTM 模型的预测效果, 将传统 LSTM 模型作为对比模型。测试集(轴承 No.13~No.16)的寿命预测结果如图 6 所示, 可以看到, 在稳定服役阶段, LSTM 对轴承寿命的预测误差较大, 而 CNN 的引入则较大程度上提升了 LSTM 对轴承稳定期寿命的预测精度; 在服役后期, 虽然两种模型的寿命预测精度都得到了一定程度的提升, 但 CNN+LSTM 模型对实际寿命数据的拟合效果显然更为精确。以上结果说明, 相较于传统 LSTM 模型, CNN+LSTM 模型实现了对不同加速应力下轴承全阶段服役寿命的高精度拟合。



(b) 加速应力200 N

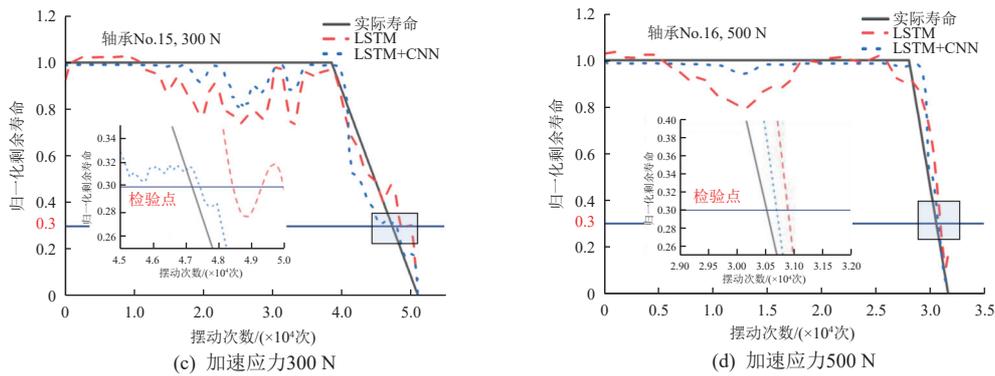


图6 CNN+LSTM模型和传统LSTM模型对不同加速应力下轴承剩余寿命的预测结果对比

Fig. 6 Comparison of prediction results of CNN+LSTM model and traditional LSTM model on bearing residual life under different acceleration stresses

为进一步考察CNN+LSTM模型的剩余寿命预测精度,本文任意选取归一化剩余寿命比例0.3为检验点。两种模型的剩余寿命预测结果如图6和表4所示,CNN+LSTM模型对检验点剩余寿命预测误差远小于传统LSTM模型,与检验点的实际剩余寿命相比,CNN+LSTM模型的最大预测误差仅为4145次;同时对轴承全寿命预测相对误差也控制在6%以内,最小仅为0.79%。而传统LSTM模型对检验点的剩余寿命误差最大为13834次,各加速应力下对轴承全寿命预测误差均大于CNN+LSTM模型。预测结果表明,引入的CNN能够发挥其自身优势,深层次挖掘涂层型自润滑关节轴承摩擦扭矩信号的失效特征,从而较大程度提高了LSTM模型的寿命预测精度。

表4 预测模型的寿命预测精度比较

Table 4 Comparison of life prediction accuracy among models

测试轴承	预测模型	检验点		预测误差/次	预测寿命/次	实际寿命/次	全寿命预测误差/%
		预测剩余寿命/次	实际剩余寿命/次				
No.13	LSTM	14434	600	13834	194094	180260	7.13
	CNN+LSTM	13787	11826	1961	182210	180260	1.08
No.14	LSTM	7502	12960	5458	68322	73780	7.99
	CNN+LSTM	8215	12360	4145	69635	73780	5.61
No.15	LSTM	4252	2520	1732	52672	50940	3.29
	CNN+LSTM	4298	3600	698	51638	50940	1.37
No.16	LSTM	1267	720	547	32147	31600	1.70
	CNN+LSTM	1212	960	252	31852	31600	0.79

采用MSE和MAE两项指标对CNN+LSTM和传统LSTM寿命预测模型的预测精度进行评估,结果如表5所示。相比于传统LSTM模型,本文所建立的CNN+LSTM模型的预测精度有较大的提升,

CNN+LSTM模型对轴承预测寿命的MSE值降低最大约74.4%,MAE值降低最大约53.5%。以上指标对比表明,本文所建立的CNN+LSTM寿命预测模型能够较为准确地对涂层型自润滑关节轴承的服役寿命进行预测,通过人为设置检验点也能较为准确地实现对涂层型自润滑关节轴承剩余寿命的预测,这为在实际应用中指导航天机构中的关节轴承的及时更换和维护提供了一定的理论依据。

表5 寿命预测模型的预测精度评估

Table 5 Life prediction accuracy evaluation of models

测试轴承	预测模型	评价指标	
		MSE	MAE
No.13	LSTM	0.0195	0.1016
	CNN+LSTM	0.0082	0.0481
No.14	LSTM	0.0129	0.0723
	CNN+LSTM	0.0033	0.0375
No.15	LSTM	0.0156	0.0961
	CNN+LSTM	0.0064	0.0548
No.16	LSTM	0.0091	0.0701
	CNN+LSTM	0.0027	0.0290

2.3 基于加速寿命试验的涂层型自润滑关节轴承可靠性评估

在加速寿命试验的基础上,采用两参数Weibull分布模型^[14,20,36]对涂层型自润滑关节轴承的可靠性进行评估。具体基于以下假设:

假设1——在不同加速应力(径向载荷)下的轴承寿命数据都服从两参数的Weibull分布,则第*i*加速应力水平下的概率分布函数为

$$F_i = 1 - \exp\left[-\left(\frac{t}{\eta_i}\right)^{m_i}\right], \quad i = 1, 2, 3, \dots, n. \quad (6)$$

式中: t 为每套轴承的寿命试验时间(单位为次), $t > 0$; m 为形状参数; η 为尺度参数(即特征寿命)。

假设 2——在不同加速应力下(即低载、中低频范围内)的涂层型自润滑关节轴承的失效机理保持不变,皆为涂层的磨损失效。

假设 3——选择逆幂律模型作为涂层型自润滑关节轴承的加速模型^[15],即轴承的加速寿命方程为

$$\ln \eta(S) = a + b \lg(S), \quad (7)$$

式中: η 为特征寿命; S 为加速应力(径向载荷); a 、 b 为加速寿命方程的系数。

利用拟合优度检验法对不同加速应力下的轴承寿命进行假设检验,由表 6 的检验结果可知,不同加速应力下的 Weibull 分布 P 值都大于 0.05,进一步表明加速应力下的涂层型自润滑关节轴承的寿命服从两参数的 Weibull 分布,从而验证了假设 1 的合理性。

表 6 不同加速应力下的轴承磨损寿命分布拟合检验
Table 6 Fitting test of bearing wear life distribution under different accelerating stresses

加速应力/N	Weibull分布P值	Anderson-Darling值
100	>0.250	3.159
200	>0.250	2.918
300	>0.250	3.116
500	>0.250	2.971

在小样本的可靠性评估中,最大似然估计法(maximum likelihood estimation, MLE)的参数估计精度大于最佳线性无偏估计法(best linear unbiased estimation, BLUE)^[37-38]。因此,本文在关节轴承的可靠性评估中,选择 MLE 对 Weibull 分布模型中的参数进行估计,见表 7,其中 m 值处于合理范围内^[22],结合前期试验结果也进一步表明不同加速应力下的轴承失效机理并未发生改变^[27],验证了假设 2 的合理性。

表 7 不同加速应力下的可靠性模型参数估计值
Table 7 Estimates of reliability model parameters under different acceleration stresses

加速应力/N	形状参数 m	尺度参数 η
100	7.72	157 100
200	9.49	81 260
300	8.56	55 813
500	8.27	38 766

基于以上的参数,可以得到不同加速应力下的涂层型自润滑关节轴承可靠度曲线,如图 7 所示。以 100 N 应力载荷下的可靠度曲线为例,可以看到:GE17E/HEK 型关节轴承的可靠度在服役初期下降极其缓慢,始终保持在较高水平;而随着服役时间的延长,其可靠度逐步降低且下降速率逐渐加

快,表明在服役后期轴承会迅速发生失效。这也进一步说明,在轴承的稳定磨损阶段后期,轴承相对运动表面遭受了较为严重的磨粒磨损,涂层在短时间内迅速被磨损掉,基体也随之裸露,最终导致轴承失效^[28]。

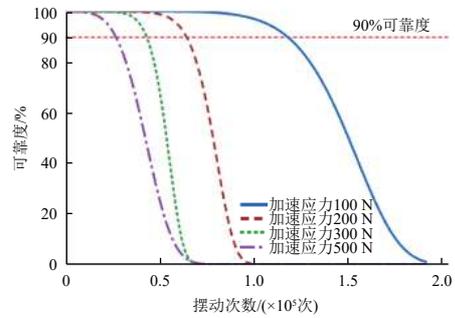


图 7 不同加速应力下的涂层型自润滑关节轴承可靠度曲线
Fig. 7 Reliability curves of coated self-lubricating spherical bearings under different acceleration stresses

涂层型自润滑关节轴承加速寿命拟合曲线如图 8 所示,加速寿命方程(式(7))中系数 a 、 b 的拟合值分别为 16.22、-0.921 6,拟合确定系数 R^2 为 0.998 3,说明加速模型拟合效果较好,逆幂律加速寿命方程能够较好地描述加速应力与轴承寿命间关系,验证了假设 3 的合理性。

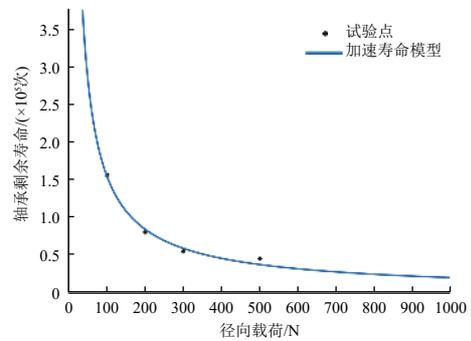


图 8 涂层型自润滑关节轴承的加速寿命模型拟合曲线
Fig. 8 Fitted curve of acceleration life model for coated self-lubricating spherical bearings

另外,由图 7 可以看到,在 100 N、200 N、300 N 和 500 N 加速应力下,GE17E/HEK 型关节轴承可靠度为 90% 时对应的寿命分别为 117394 次、64115 次、42906 次和 26558 次。这说明在对应相同的可靠度要求时,随加速应力的增大,关节轴承的寿命呈现急剧下降的趋势,同时在高可靠度水平(90%)下的维持时间也呈现递减趋势,进一步表明 GE17E/HEK 型关节轴承更适合在较低载荷范围内服役,在较高载荷下的服役可靠度并不高。

对比传统衬垫型关节轴承的可靠度曲线^[22],可

以发现涂层型自润滑关节轴承在低载荷范围内保持较高可靠度水平(90%)服役的时间更长;而衬垫型关节轴承一般服役于重载高频工况,且相关研究结果表明其在大部分服役期间内的可靠度水平较低。

3 结束语

本文基于摩擦扭矩信号时序相关性强的特点,提出一种 CNN 与 LSTM 相结合的涂层型自润滑关节轴承剩余使用寿命预测模型。相较于传统 LSTM 预测模型,该模型构造及数据处理过程简单,且具有较高预测精度。利用 CNN 能够较大程度地挖掘涂层型自润滑关节轴承摩擦扭矩信号的失效特征,结合 LSTM 实现对轴承在轻载低频范围内的剩余寿命的准确预测,比传统 LSTM 模型的预测精度最高提升约 74.4%。而与实际轴承寿命值相比, CNN 和 LSTM 相结合的方法对轴承全寿命的预测相对误差控制在 6% 以内。基于加速寿命试验数据,进一步对涂层型自润滑关节轴承的服役可靠性进行评估发现,在低载荷(100 N)工况下,GE17E/HEK 涂层型自润滑关节轴承在其约 60% 的寿命周期内都能够维持高可靠度水平(90%)服役;而随着加速应力的增大,轴承的可靠度以及工作能力逐渐下降。

已知涂层型自润滑关节轴承的性能主要依赖于自润滑涂层的摩擦学性能,因此在后续工作中为提高此类轴承的服役寿命和可靠性,还需进一步开发综合性能更加优异的自润滑涂层体系。

参考文献 (References)

- [1] KIM B C, LEE D G. Endurance and performance of a composite spherical bearing[J]. *Composite Structures*, 2009, 87(1): 71-79
- [2] KIM B C, LEE D G. Development of a spherical bearing with uni-directional carbon/epoxy composite[J]. *Composite Structures*, 2009, 89(1): 102-109
- [3] XUE Y H, CHEN J G, GUO S M, et al. Finite element simulation and experimental test of the wear behavior for self-lubricating spherical plain bearings[J]. *Friction*, 2018, 6(3): 297-306
- [4] QIU M, LI Y C, CHEN L, et al. Effects of rare earth treatment on tribological properties of self-lubricating spherical plain bearings[J]. *Wear*, 2013, 305(1/2): 274-279
- [5] QI X W, MA J, JIA Z N, et al. Effects of weft density on the friction and wear properties of self-lubricating fabric liners for journal bearings under heavy load conditions[J]. *Wear*, 2014, 318(1/2): 124-129
- [6] QIU M, MIAO Y W, LI Y C, et al. Effects of woven liners treated by LaCl_3 or CeO_2 solution on film formation mechanisms of self-lubricating radial spherical plain bearings[J]. *Industrial Lubrication and Tribology*, 2016, 68(3): 308-314
- [7] HOMECK G. Space environment[M]//GARGUAD M, AMILS R, QUINTANILLA J C, et al. *Encyclopedia of Astrobiology*. Berlin: Springer, 2014: 1-8
- [8] CUI W Y, RAZA K, ZHAO Z J, et al. Role of transfer film formation on the tribological properties of polymeric composite materials and spherical plain bearing at low temperatures[J]. *Tribology International*, 2020, 152: 106569
- [9] MA G Z, XU B S, WANG H D, et al. Research on the microstructure and space tribology properties of electric-brush plated Ni/MoS₂-C composite coating[J]. *Surface & Coatings Technology*, 2013, 221: 142-149
- [10] ZHU L N, WANG C B, WANG H D, et al. Microstructure and tribological properties of WS₂/MoS₂ multilayer films[J]. *Applied Surface Science*, 2012, 258(6): 1944-1948
- [11] LI X W, SHI T, LI B, et al. Subtractive manufacturing of stable hierarchical micro-nano structures on AA5052 sheet with enhanced water repellence and durable corrosion resistance[J]. *Materials & Design*, 2019, 183: 108152
- [12] QIU M, LU J J, LI Y C, et al. Investigation on MoS₂ and graphite coatings and their effects on the tribological properties of the radial spherical plain bearings[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2016, 29(4): 844-852
- [13] QIU M, ZHANG R, LI Y C, et al. Preparation and tribological properties of MoS₂/graphite composite coatings modified by La₂O₃[J]. *Industrial Lubrication and Tribology*, 2018, 70(8): 1422-1430
- [14] 邓爱民, 陈循, 张春华, 等. 基于性能退化数据的可靠性评估[J]. *宇航学报*, 2006, 27(3): 546-552
- [14] DENG A M, CHEN X, ZHANG C H, et al. Reliability assessment based on performance degradation data[J]. *Journal of Astronautics*, 2006, 27(3): 546-552
- [15] 陈文华, 钱萍, 方晶敏, 等. 综合应力加速寿命试验方案模拟评价的理论与方法[J]. *宇航学报*, 2007, 28(6): 1768-1773
- [15] CHEN W H, QIAN P, FANG J M, et al. Theory & method for simulation evaluation of accelerated life test plan under

- multiple stresses[J]. *Journal of Astronautics*, 2007, 28(6): 1768-1773
- [16] 孙远航, 余建波, 刘贤军, 等. 小子样下导电滑环磨损失效仿真的可靠性评估研究[J]. *宇航学报*, 2020, 41(5): 624-632
- SUN Y H, YU J B, LIU X J, et al. Reliability evaluation of wear failure simulation of conductive slip ring under small sample[J]. *Journal of Astronautics*, 2020, 41(5): 624-632
- [17] 杨育林, 祖大磊, 黄世军. 自润滑关节轴承现状及发展[J]. *轴承*, 2009(1): 58-61
- YANG Y L, ZU D L, HUANG S J. Status and development of self-lubricating spherical plain bearings[J]. *Bearing*, 2009(1): 58-61
- [18] 杨咸启, 姜韶峰, 荣亚川, 等. 关节轴承寿命计算方法[J]. *轴承*, 1993(3): 7-12
- YANG X Q, JIANG S F, RONG Y C, et al. Life calculation on spherical plain bearings[J]. *Bearing*, 1993(3): 7-12
- [19] 杨咸启. 自润滑关节轴承寿命估算方法[J]. *轴承*, 1994(10): 2-6
- YANG X Q. Estimation method of life of self-lubricating joint bearing[J]. *Bearing*, 1994(10): 2-6
- [20] 邱明, 周大威, 周占生. 基于加速寿命试验的自润滑关节轴承可靠性分析[J]. *兵工学报*, 2018, 39(7): 1429-1435
- QIU M, ZHOU D W, ZHOU Z S. Reliability analysis of self-lubricating spherical plain bearing based on accelerated life test[J]. *Acta Armamentarii*, 2018, 39(7): 1429-1435
- [21] 卢建军, 邱明, 李迎春. 自润滑向心关节轴承磨损寿命模型[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(11): 56-63
- LU J J, QIU M, LI Y C. Wear life model for self-lubricating radial spherical plain bearings[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(11): 56-63
- [22] 张亚涛, 邱明, 周大威, 等. 基于双应力加速寿命试验的关节轴承寿命预测与可靠性分析[J]. *润滑与密封*, 2020, 45(3): 51-56
- ZHANG Y T, QIU M, ZHOU D W, et al. Life Prediction and reliability analysis of spherical plain bearings based on double stress accelerated life test[J]. *Lubrication Engineering*, 2020, 45(3): 51-56
- [23] 杨育林, 房兴明, 吴峰. 自润滑关节轴承磨损性能研究[J]. *轴承*, 2015(12): 38-41
- YANG Y L, FANG X M, WU F. Research on wear performance of self-lubricating spherical plain bearings[J]. *Bearing*, 2015(12): 38-41
- [24] CAVACECE F, FRACHE L, TONAZZI D, et al. Roller bearing under high loaded oscillations: life evolution and accommodation mechanisms[J]. *Tribology International*, 2020, 147: 106278
- [25] ÖZTÜRK E, YILDIZLI K, MEMMEDOV R, et al. Design of an experimental setup to determine the coefficient of static friction of the inner rings in contact with the outer rings of radial spherical plain bearings[J]. *Tribology International*, 2018, 128: 161-173
- [26] OH H, AZARIAN M H, MORILLO C, et al. Failure mechanisms of ball bearings under lightly loaded, non-accelerated usage conditions[J]. *Tribology International*, 2015, 81: 291-299
- [27] LIU Y F, MA G Z, QIN H L, et al. Research on damage and failure behaviour of coated self-lubricating spherical plain bearings based on detection of friction torque and temperature rise[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part J: Journal of Engineering Tribology*, 2022, 236(3): 135065012110166
- [28] LIU Y F, MA G Z, Z L N, et al. Structure-performance evolution mechanism of the wear failure process of coated spherical plain bearings[J]. *Engineering Failure Analysis*, 2022, 135: 106097
- [29] ZHANG S, ZHANG S B, WANG B N, et al. Deep learning algorithms for bearing fault diagnostics: a comprehensive review[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 29857-29881
- [30] HAMADACHE M, JUNG J H, PARK J, et al. A comprehensive review of artificial intelligence-based approaches for rolling element bearing PHM: shallow and deep learning[J]. *JMST Advances*, 2019, 1(1): 125-151
- [31] HOTAIT H, CHIEMENTIN X, RASOLOFONDRAIBE L. Intelligent online monitoring of rolling bearing: diagnosis and prognosis[J]. *Entropy*, 2021, 23(7): 791-807
- [32] 郑近德, 潘海洋, 程军圣, 等. 基于自适应经验傅里叶分解的机械故障诊断方法[J]. *机械工程学报*, 2020, 56(9): 125-136
- ZHENG J D, PAN H Y, CHENG J S, et al. Adaptive empirical Fourier decomposition based mechanical fault diagnosis method[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2020, 56(9): 125-136
- [33] 王玉静, 李少鹏, 康守强, 等. 结合 CNN 和 LSTM 的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2021, 41(3): 439-446
- WANG Y J, LI S P, KANG S Q, et al. Method of predicting remaining useful life of rolling bearing combining CNN and LSTM[J]. *Journal of Vibration*,

- Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3): 439-446
- [34] 陈保家, 陈学力, 沈保明, 等. CNN-LSTM 深度神经网络在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(6): 28-36
- CHEN B J, CHEN X L, SHEN B M, et al. An application of convolution neural network and long short-term memory in rolling bearing fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(6): 28-36
- [35] GAO S H, XIONG X, ZHOU Y F, et al. Bearing remaining useful life prediction based on a scaled health indicator and a LSTM model with attention mechanism[J]. Machines, 2021, 9(10): 238-264
- [36] 李彦伟, 林晶, 张令, 等. 基于 Weibull 分布的高速自润滑关节轴承可靠性分析[J]. 轴承, 2014(9): 40-43
- LI Y W, LIN J, ZHANG L, et al. Reliability analysis of high speed self-lubricating spherical plain bearings based on Weibull distribution[J]. Bearing, 2014(9): 40-43
- [37] NELSON W. Accelerated testing: statistical models, test plans and data analysis[M]. New York: John Wiley & Sons, 1990
- [38] BUGAIGHIS M M. Efficiencies of MLE and BULE for parameters of an accelerated life test model[J]. IEEE Transactions on Reliability, 1988, 37(2): 230-233

(编辑: 张艳艳)

一作简介: 刘云帆, 博士研究生, 主要从事极端工况表面工程和摩擦学的研究。

*通信作者: 孙建芳, 副教授, 主要从事机械设计方向的研究。朱丽娜, 副教授, 主要从事涂层表面润湿性和耐磨性研究。