

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2209818

基于 MHA 与 LSTM 的滚动轴承性能退化趋势预测*

张泰禹¹ 张苑^{1,2} 吉刘骏¹ 郁辰¹ 丁宇^{1,2}

(1.南京信息工程大学自动化学院 南京 210044; 2.南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044)

摘要: 滚动轴承是机械传动设备的重要组成部分,对其进行性能退化趋势预测是保障设备安全稳定运行的关键。为了提高滚动轴承性能退化趋势预测的准确性,提出一种多头注意力机制(multi-head-attention, MHA)与长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)相结合的滚动轴承性能退化趋势预测方法。首先构建时域、频域、时频域和威布尔参数的多域特征,并根据综合性能退化指标对多域特征进行筛选。其次,采用注意力机制增强关键特征的权重,并采用 PCA 进行特征融合,进一步采用 LSTM 模型预测滚动轴承性能退化趋势。最后,采用 NSF I/UCR 中心的轴承疲劳寿命实验数据对本文所提出的方法进行验证,并与其他几种模型进行对比分析,表明本文所提出的方法可以更加准确地预测滚动轴承性能退化趋势。

关键词: 滚动轴承;多头注意力机制;长短期记忆网络;性能评估

中图分类号: TH17; TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.1520

Degradation trend prediction of rolling bearing based on MHA and LSTM

Zhang Taiyu¹ Zhang Wan^{1,2} Ji LiuJun¹ Yu Chen¹ Ding Yu^{1,2}

(1. School of Automation, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;

2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: Rolling bearing is an important component of mechanical transmission equipment. The prediction of its performance degradation trend is the key to ensure the safe and stable operation of the equipment. In order to improve the accuracy of rolling bearing performance degradation trend prediction, a rolling bearing performance degradation trend prediction method based on the combination of multi-head-attention (MHA) and long short-term memory (LSTM) is proposed. Firstly, the multi domain features of time domain, frequency domain, time-frequency domain and Weibull parameters are constructed, and the multi domain features are screened according to the comprehensive performance degradation index. Secondly, the attention mechanism is used to enhance the weight of key features, PCA is used for feature fusion, and LSTM model is further used to predict the performance degradation trend of rolling bearing. Finally, the method proposed in this paper is verified by using the bearing fatigue life experimental data of NSF I/UCR center, and compared with several other models, which shows that the method proposed in this paper can more accurately predict the performance degradation trend of rolling bearing.

Keywords: rolling bearing; multi-head attention mechanism; long-short-term memory; performance evaluation

0 引 言

近年来随着我国工业技术的飞速发展,对机械设备的精密化、自动化和智能化的要求不断提高。滚动轴承是机械设备的基础组成部件,其运行状态直接影响整个旋转设备的精度、可靠性及使用寿命^[1,2]。由于实际工程中滚动轴承的工作环境相对恶劣,使得滚动轴承很容易发生故障^[3]。

因此,准确高效地预测滚动轴承的退化趋势既可以防止设备的突然故障造成人员伤亡^[4],又可以为及时主动地维修提供依据。

滚动轴承的性能退化趋势预测方法可分为基于模型驱动的预测方法和基于数据驱动的预测方法^[5]。基于模型驱动的预测方法是通过建立退化机理的数学模型实现预测。基于数据驱动的预测方法是从长期监测的历史数据中进行

收稿日期:2022-05-03

* 基金项目:国家自然科学基金(62105160)、先进数控和伺服驱动技术安徽省重点实验室(安徽工程大学)开放基金(XJSK202105)项目资助

学习,再将监测数据转化为相关的预测模型进行预测^[6]。由于滚动轴承的工作环境复杂多变,且性能退化具有一定的随机性,很难建立精确的数学模型。数据驱动方法是基于信号处理和机器学习方法,从滚动轴承实际监测的数据中构建性能退化指标,相对于基于模型的预测方法则易于实现。基于数据驱动的滚动轴承性能退化趋势预测主要包括数据采集、性能退化指标构建、退化预测 3 个步骤^[7],其中最关键的是性能退化指标的构建,即如何从采集到的大量数据中提取最有效的特征来表征轴承性能退化状态,目前常用的构建性能退化指标方法包括时域分析、频域分析和时频域分析方法,然后通过特征融合方法构建性能退化指标,最后对性能退化指标进行学习建模,实现对滚动轴承退化趋势的预测。陈法法等^[8]对特征指标序列进行模糊信息粒化提取有效分量信息,再利用小波支持向量机对各个指标分量分别建立预测模型。肖婷等^[9]提出了一种基于流形学习和最小二乘支持向量回归(least squares support vector regression, LS-SVR)的滚动轴承退化趋势预测方法。李卓漫等^[10]提出了基于卷积自编码与混合灰狼优化 SVR 的性能退化趋势预测方法,通过卷积自编码对高维特征进行降维,再利用混合灰狼优化支持向量机构建趋势预测模型。

随着计算机技术的不断发展,卷积神经网络、递归神经网络、LSTM 等基于深度学习的方法被广泛地应用于滚动轴承特征提取、故障分类和故障预测。深度学习作为一种数据驱动方法,可以自动学习特征且消除人为因素的影响,提高了故障预测的准确度。陈祥龙等^[11]提出了基于一维卷积网络的退化模型,可以直接从原始的振动信号中构建性能退化指标。吕明珠^[12]提出了对参数进行实时更新的改进 LSTM 方法对滚动轴承进行退化趋势预测。陈保家等^[13]将原始信号进行短时傅里叶变换作为堆栈自编码的输入,然后基于多头注意力机制的时间卷积网络对滚动轴承剩余使用寿命进行预测。Wang 等^[14]通过在一维卷积网络的不同网络深度层中嵌入注意力机制模块,提出了一种多注意力一维卷积神经网络的滚动轴承故障诊断方法。Qin 等^[15]将两个注意力机制门集成到门控循环单元的内部,提出了一种双注意力门的选通递归单元神经网络的滚动轴承剩余寿命预测方法。Chen 等^[16]利用注意力机制能够学习特征和时间步长的重要性,提出了一种基于注意力和 LSTM 结合的方法应用于航空推进系统的剩余寿命预测。

尽管上述方法可以较好的预测滚动轴承性能退化趋势,但很少考虑噪声干扰对模型性能的影响。此外,由于模型提取的特征相关性较差且不具有代表性,将会影响趋势预测的精度。针对上述问题和不足,本文提出一种基于多头注意力机制与长短期记忆网络的滚动轴承性能退化预测方法。通过构时域、频域、时频域和威布尔分布的形状参数的多域特征;然后,建立综合性能评估指标对多维特征进行

筛选,再基于多头注意力机制加强关键特征并弱化无用特征,利用 PCA 进行特征融合,进一步基于 LSTM 预测模型实现对滚动轴承性能退化趋势的预测。

1 理论基础

1.1 多头注意力机制

特征注意力机制可以选择性地关注特征空间中的重要特征,是通过引入注意力机制来加强关键特征并弱化无用特征。自注意力机制会根据目标生成查询矩阵 Q 、关键字矩阵 K 和关键字的数值矩阵 V 。自注意的定义如下:

$$Attention(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (1)$$

式中: $\sqrt{d_k}$ 为输入向量的维度。

多头注意力机制本质上是多个自注意力机制结构的结合,如图 1 所示。

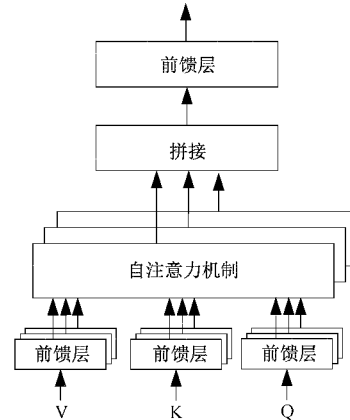


图 1 多头注意力机制

图 1 中 Q, K, V 三个输入向量经过 h 次线性映射到不同的子空间中,最后结果是通过多个自注意力机制进行拼接,即可得到多头注意力机制,可表示为:

$$MultiHead(Q, K, V) = Concat(head_1, \dots, head_h)W^o \quad (2)$$

式中: $head_i = Attention(QW_i^q, KW_i^k, VW_i^v)$, W_i^q, W_i^k, W_i^v 是映射矩阵权重, W^o 是输出权重矩阵。

1.2 主成分分析法

主成分分析法可以实现少数互不相关的综合特征来代替原高维特征,且原来变量的大部分信息都包含在这些综合特征中。

若每个轴承指标数据有 p 个特征变量,则由 n 个指标数据的特征变量所构成的 $n \times p$ 阶的多维特征矩阵如下:

$$X = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1p} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{np} \end{bmatrix} = [x_1, x_2, \dots, x_p] \quad (3)$$

其中, $x_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni})^T$, x_{ij} 是第 i 个数据的第 j

个特征变量。

利用主成分分析方法对多维特征 \mathbf{X} 进行融合得到轴承性能退化指标的步骤如下:

1) 计算轴承多维特征矩阵 \mathbf{X} 的均值向量:

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (4)$$

2) 多维特征中心化:

$$\mathbf{X} = \mathbf{X} - \boldsymbol{\mu} \quad (5)$$

3) 计算数据的的协方差矩阵 \mathbf{S} :

$$\mathbf{S} = \frac{1}{n} \mathbf{X} \mathbf{X}^T \quad (6)$$

4) 计算多维特征矩阵的特征向量作为线性组合的系数, 得到由 x_1, x_2, \dots, x_p 表示的线性组合:

$$\begin{cases} y_1 = l_{11}x_1 + l_{12}x_2 + \dots + l_{1p}x_p \\ y_2 = l_{21}x_1 + l_{22}x_2 + \dots + l_{2p}x_p \\ \vdots \\ y_p = l_{p1}x_1 + l_{p2}x_2 + \dots + l_{pp}x_p \end{cases} \quad (7)$$

选取最大特征值的线性组合作为主成分。

1.3 LSTM 模型

LSTM 加入了门的机制, 其由遗忘门、输入门、输出门构成能够解决长期时间依赖问题。LSTM 理论框图如图 2 所示, 其过程为: 遗忘门是遗忘与更新信息, 将前一时间步的隐层状态 h_{t-1} 与当前状态输入 x_t 送至 *sigmoid* 函数 σ 中得到遗忘概率 f_t , 如式(8)所示。

$$f_t = \sigma(\boldsymbol{\omega}_f \cdot [\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_f) \quad (8)$$

式中: σ 为 *sigmoid* 函数; $\boldsymbol{\omega}_f$ 为遗忘门权重; \mathbf{b}_f 为遗忘门偏置。

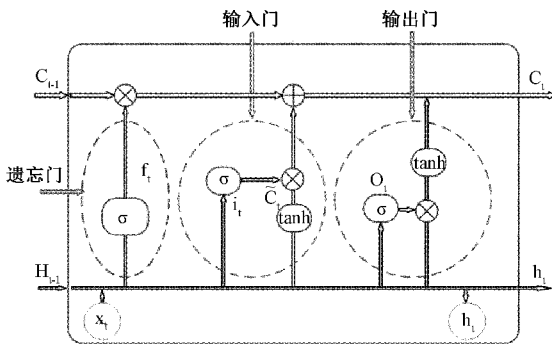


图2 LSTM理论框图

输入门则是根据当前输入 x_t 和隐层状态 h_{t-1} 选取要储存的候选信息 \bar{C}_t , 如下:

$$i_t = \sigma(\boldsymbol{\omega}_i \cdot [\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_i) \quad (9)$$

$$\bar{C}_t = \tanh(\boldsymbol{\omega}_c \cdot [\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_c) \quad (10)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}_i$ 和 \mathbf{b}_i 为输入门的权重和偏置, $\boldsymbol{\omega}_c$ 和 \mathbf{b}_c 记忆细胞状态的权重和偏置。

当前细胞状态 \bar{C}_t 由遗忘门、输入门、上一时刻隐层状态和临时记忆状态决定, 如下:

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \bar{C}_t \quad (11)$$

式中: i_t 为新的信息更新到细胞状态中的概率。

输出门决定当前输出信息, 如下式所示:

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{\omega}_o \cdot [\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t] + \mathbf{b}_o) \quad (12)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (13)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}_o$ 和 \mathbf{b}_o 为输出门权重和偏置, \tanh 为激活函数, h_t 为下一层的隐层状态, o_t 为输出内容。

依靠所述三种门机制, LSTM 能够有效地避免普通 RNN 长期的梯度消失和梯度弥散问题。

2 性能退化指标的构建

2.1 多域特征提取

为了全面表征轴承性能退化趋势, 选取时域、频域、时频域、威布尔参数作为候选特征, 如表 1 所示。

时域特征的提取分为含量纲量指标与无量纲指标, 这两类指标分别反映故障严重程度和故障发生的概率函数, 因此采用这两类指标可以较好的表征零部件在运行过程中的性能退化趋势。由于频域信息中通常会包含丰富的局部故障特征, 本文选取文献[17]中的频域统计指标, 如表 1 中的 F1~F12。经验模态分解(EMD)是一种处理非线性、非平稳信号的时频分析方法, 可以用于时频特征的提取。该方法可以在不需要任何先验知识的情况下, 自适应地将复杂信号分解成有限个包含原信号不同尺度信息特征的本征模态函数(intrinsic mode function, IMF)之和^[18]。考虑到特征的冗余性, 为了更好的突出滚动轴承的性能退化趋势, 选取 IMF1~IMF9 分量的能量作为时频域特征。威布尔分布被广泛应用于可靠性分析工程, 其参数值对轴承运行状态的变化较敏感, 且随着轴承故障的发展显示出明显的上升趋势^[19]。故选取威布尔分布的形状参数和尺度参数作为反映轴承运行状态的候选特征量。

表1 多域候选特征集

特征域	特征
时域	均值、最大值、最小值、偏斜度、峭度、绝对平均幅值、方差、方根均值、峰值、均方根、峰峰值、峰值指标、裕度指标、波形指标、脉冲指标
频域	F1~F12
时频域	IMF1~IMF9 能量
威布尔参数	形状参数、尺度参数

2.2 特征筛选

为了更有效的提取可以反应轴承性能退化趋势的特征指标, 使用最小二乘多项式拟合的方法得出健康指标 $\mathbf{Y}(t_k)$ 的趋势部分 $\mathbf{Y}_T(t_k)$, 再从健康指标曲线中减去最佳拟合曲线得到残差部分 $\mathbf{X}_R(t_k)$, 则可以更好地度量滚动轴承的退化。

本文使用融合趋势性、鲁棒性和单调性的滚动轴承健康

评价指标对表 1 所示地特征集进行筛选。设时间序列长度为 K , 则趋势性、鲁棒性和单调性地评价指标如式(15)~(17)所示。

$$Y(t_k) = Y_T(t_k) + X_R(t_k) \tag{14}$$

$$V_{corr}(Y(t_k), T(t_k)) = \frac{\left| \sum_{k=1}^K (Y(t_k) - \bar{Y})(T(t_k) - \bar{T}) \right|}{\sqrt{\sum_{k=1}^K (Y(t_k) - \bar{Y})^2 \sum_{k=1}^K (T(t_k) - \bar{T})^2}} \tag{15}$$

$$V_{mon}(Y(t_k)) = \left| \frac{N_{positive} - N_{negative}}{K - 1} \right| \tag{16}$$

$$V_{rob}(Y(t_k)) = exp(-std(X_R(t_k))/mean|Y(t_1) - Y(t_K)|) \tag{17}$$

式中: t_1, t_K 分别表示始末时刻, \bar{Y} 和 \bar{T} 分别为健康指标 $Y(t_k)$ 和时间向量 $T(t_k)$ 在 $1 \sim K$ 时刻的均值; $dY(t_k)$ 为 $Y(t_k)$ 在 k 时刻导数; $std(\cdot)$ 为计算标准差; $mean(\cdot)$ 为计算均值; $N_{positive}$ 为 $Y(t_k)$ 对时间导数值大于 0 的数据点数; $N_{negative}$ 为 $Y(t_k)$ 对时间导数值小于 0 的数据点数; $V_{corr}(Y(t_k), T(t_k))$ 为趋势性值; $V_{mon}(Y(t_k))$ 为单调性值; $V_{rob}(Y(t_k))$ 为鲁棒性值。

构建综合评价指标对多域特征进行筛选, 如下:

$$J = \omega_1 V_{corr}(Y(t_k), T(t_k)) + \omega_2 V_{mon}(Y(t_k)) + \omega_3 V_{rob}(Y(t_k)) \tag{18}$$

式中: ω_1, ω_2 和 ω_3 为权重系数; J 为 3 个指标的线性加权。这里设定权重系数分别为: $\omega_1 = \omega_2 = \omega_3 = 1/3$ 。对表 1 中时域特征、频域特征和威布尔分布参数进行筛选, 筛选后的结果如表 2 所示。

表 2 筛选出的特征集

特征域	特征
时域	峰值、最大值、最小值、峰峰值、方根均值、均方根、方差、绝对平均幅值、翘度、偏度、波形指标
频域	F1、F2、F3、F4、F6、F10
时频域	IMF1~IMF4 能量
威布尔特征	形状参数

2.3 模型性能评估指标

为了评估模型的预测性能, 采用均方误差 (mean square error, MSE)、平均绝对误差 (mean absolut error, MAE) 和均方根误差 (root mean square error, RMSE) 3 个指标对模型进行评估。三项评价指标表达式如下:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - x_i^p)^2}{n} \tag{19}$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |x_i - x_i^p|}{n} \tag{20}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |x_i - x_i^p|^2}{n}} \tag{21}$$

式中: n 为样本数量; x_i 为实际值; x_i^p 为预测值。

MSE 是线性回归的损失函数, 用来计算预测模型估计值与数据真值之差平方的期望值。MSE 为异常值分配较大的权重, 有助于发现估计异常值, 主要用来评价数据的变化程度。MAE 是绝对误差的平均值, 能较好的反映预测误差的实际情况, 对异常值的影响并不敏感。RMSE 是均方误差的算数平方根值, 用来测量预测模型估计值与数据真值之间的偏差。其与数据真值具有相同的量纲, RMSE 受异常值的影响很大, 可以用来检验异常值。

3 基于 MHA-LSTM 的滚动轴承性能退化趋势预测

本文基于 MHA-LSTM 对滚动轴承性能退化趋势进行预测, 流程如图 3 所示, 具体步骤如下:

- 1) 对滚动轴承全寿命周期振动数据进行时域、频域、时频域、威布尔参数域特征提取, 构建候选特征集;
- 2) 构建融合单调性、趋势性、鲁棒性的综合评价指标对候选特征集进行筛选;
- 3) 采用注意力机制对重要特征进行加权处理, 避免 LSTM 模型所提取的特征因序列过长而丢失起点的键信息;
- 4) 采用 PCA 对特征指标进行特征融合获得轴承性能退化曲线;
- 5) 按照一定比例将数据集划分为训练集和验证集, 使用训练集训练 LSTM 网络模型, 验证集检验模型准确率。

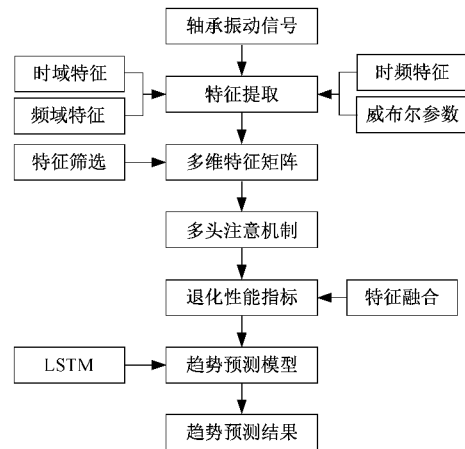


图 3 基于 MHA-LSTM 的滚动轴承性能预测的流程

4 实验分析

4.1 数据描述

采用美国智能维护中心 NSF I/UCR 中心的轴承疲劳寿命实验数据^[20]对本文所提出的 MHA-LSTM 方法进行

验证,实验装置如图4所示。

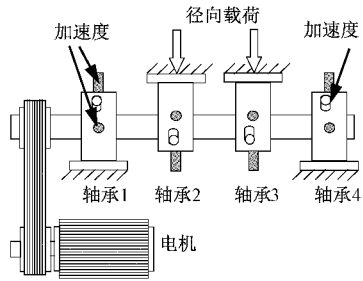


图4 疲劳寿命实验简台

滚动轴承型号为ZA-2115,实验工况为:输出转速2 000 r/min,径向载荷26.6 kN,采样点数为20 480,采样频率为20 kHz。实验每次采样持续1 s,每10 min记录一次,一共记录了984组振动信号,最终轴承1外圈出现最严重故障而失效,本文使用轴承1的全寿命数据进行性能退化趋势预测。

4.2 退化状态划分

基于轴承1的全寿命实验数据,采用图3所示的流程构建滚动轴承全寿命周期的性能退化指标,利用多头注意力机制强化关键特征,并采用PCA算法对多维特征进行融合,最后得到的融合特征如图5所示。滚动轴承全寿命周期一般分为3个阶段:稳定运行期、衰退期和失效期。当轴承进入衰退期,其性能退化变化趋势开始增大,因此选择衰退期轴承的性能退化趋势预测有较好的代表性。从图5中可以看出在500点时轴承的性能指标开始增大,表明此时开始进入衰退期。本文选取前期正常状态下的500个特征点作为训练集,剩下的点数作为测试集进行模型的验证与评估。

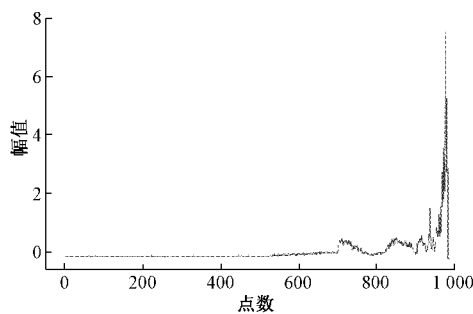


图5 退化性能指标图

4.3 结果分析与对比

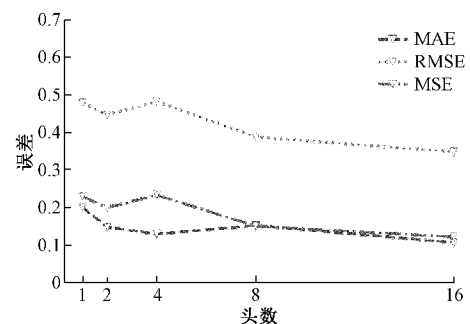
为了说明本文方法的有效性,采用SVR、LSTM、MHA-SVR和MHA-LSTM同时进行预测对比,首先对每种算法的参数进行设置,如表3所示。

由于多头注意力机制中头数 h 会影响对不同特征的关注度,头数过多或过少都可能造成有效特征干扰或缺失,从而影响模型的预测准确度。为了设置合适的注意力头数达到理想的预测效果,分别计算了MHA-LSTM与MHA-SVR的注意力头数 h 分别为1,2,4,8和16的预测误差

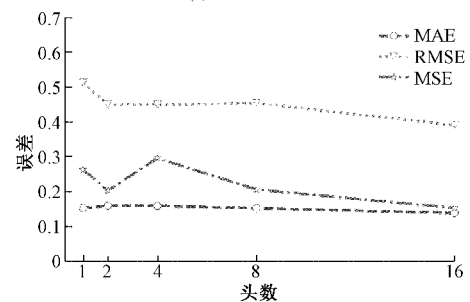
表3 预测方法参数设置

预测方法	参数设置
SVR	$C=1$, $\text{Gamma}=0.8$
MHA-SVR	$C=1$, $\text{Gamma}=0.8$, $h=16$
LSTM	$\text{batch_size}=1$, $\text{epochs}=100$, 梯度下降 Δ_{dsm} , 神经元个数64
MHA-LSTM	$\text{batch_size}=1$, $\text{epochs}=100$ 次, $h=16$, 梯 度下降 Δ_{dsm} , 神经元个数64

MSE、MAE和RMSE,如图6(a)与(b)所示,从图中可以看出当注意力头数 $h=16$ 时,MHA-SVR和MHA-LSTM的MSE、MAE和RMSE均达到最小,因此选择注意力头数 $h=16$ 。



(a) MHA-LSTM方法



(b) MHA-SVR方法

图6 注意力机制头数和预测误差曲线

对滚动轴承性能退化趋势分别使用SVR、MHA-SVR、LSTM、MHA-LSTM模型进行预测,预测结果如图7所示。从图中可以看出MHA-LSTM模型预测有效时间更长,对于进入失效期的预测更加灵敏、准确性更高。

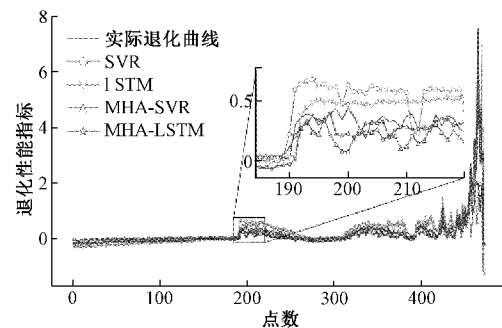


图7 滚动轴承性能评估的预测曲线

四种模型预测误差如表 4 所示,相对于 SVR 算法, LSTM 引入门机制可以更好地处理长序列数据,且具有长时记忆能力,因此预测效果相对于 SVR 有了提升。相对于 SVR 和 LSTM,采用 MHA-SVR 和 MHA-LSTM 的预测误差更小,主要因为采用多头注意力后可以对筛选后的特征进行优化,对重要特征进行加强。通过几种预测模型的对比分析,结果表明本文所提出的 MHA 和 LSTM 相结合的方法在滚动轴承性能退化趋势预测准确度方面优于其他 3 种方法。

表 4 模型指标对比

模型	MSE	MAE	RMSE
SVR	0.275 1	0.170 3	0.524 5
LSTM	0.201 3	0.136 4	0.448 7
MHA-SVR	0.152 7	0.138 6	0.390 8
MHA-LSTM	0.121 2	0.106 2	0.348 2

5 结 论

本文提出了 MHA 和 LSTM 相结合的方法对滚动轴承性能退化趋势进行预测。首先从时域、频域、时频域和威布尔分布参数四个特征域提取滚动轴承全寿命周期的特征,并通过构建综合性能退化指标对特征进行筛选。其次,采用 MHA 对重要特征分配权重,并采用 PCA 进行特征融合,进一步结合 LSTM 对退化趋势进行预测。最后,运用实验数据对本文提出的方法进行了验证,结果表明:

针对多域特征集维数较高且存在特征冗余问题,构建了综合性能评估指标对多域特征的维数进行约简,并通过多头注意力机制进行重要特征挖掘,设置合适的多头个数进一步降低预测误差,为实现轴承性能准确评估奠定基础。

为了预测性能退化指标的变化趋势,采用 PCA 对多维特征进行融合,并利用 LSTM 预测模型对性能退化指标进行时间序列预测,与 SVR、LSTM、多头注意力机制 SVR 模型相比,所提出方法 MSE、MAE 和 RMSE 更小,因此对性能退化趋势预测更精确。本文的研究方法对滚动轴承健康评估具有重要参考价值。

参考文献

- [1] 唐波, 陈慎慎. 基于深度卷积神经网络的轴承故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 88-93.
- [2] 杨小东, 纪国宜. 基于融合 CNN 的滚动轴承剩余寿命预测[J]. 国外电子测量技术, 2021, 40(3): 62-67.
- [3] 阮强, 王贵勇, 刘韬, 等. 自适应 VMD 联合 MOMEDA 的滚动轴承故障提取[J]. 电子测量技术, 2022, 45(1): 165-171.
- [4] 陈仁祥, 朱玉清, 胡小林, 等. 自适应正则化迁移学习的不同工况下滚动轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2021, 41(8): 95-103.
- [5] ZHANG W, JIA M, ZHU L, et al. Comprehensive overview on computational intelligence techniques for

machinery condition monitoring and fault diagnosis[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(4): 782-795.

- [6] 李晗, 萧德云. 基于数据驱动的故障诊断方法综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(1): 1-9.
- [7] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.
- [8] 陈法法, 杨勇, 陈保家, 等. 基于模糊信息粒化与小波支持向量机的滚动轴承性能退化趋势预测[J]. 中国机械工程, 2016, 27(12): 1655-1661.
- [9] 肖婷, 汤宝平, 秦毅, 等. 基于流形学习和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, 2015, 34(9): 149-153.
- [10] 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.
- [11] 陈祥龙, 吴春志. 基于 1-DCNN 的滚动轴承退化预测研究[J]. 兵器装备工程学报, 2021, 42(11): 222-227.
- [12] 吕明珠. 基于改进 LSTM 的滚动轴承性能退化趋势预测[J]. 轴承, 2022(4): 70-76.
- [13] 陈保家, 陈正坤, 陈学良, 等. 基于注意力 TCN 的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 电子测量技术, 2021, 44(24): 153-160.
- [14] WANG H, LIU Z L, PENG D D, et al. Understanding and learning discriminant features based on multiattention 1DCNN for wheelset bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(9): 5735-5745.
- [15] QIN Y, CHEN D L, XIANG S, et al. Gated dual attention unit neural networks for remaining useful life prediction of rolling bearings[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(9): 6438-6447.
- [16] CHEN Z, WU M, ZHAO R, et al. Machine remaining useful life prediction via an attention-based deep learning approach [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2021, 68(3): 2521-2531.
- [17] LEI Y, HE Z, ZI Y, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAs[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 2280-2294.
- [18] 胡爱军, 孙敬敬, 向玲. 经验模态分解中的模态混叠问题[J]. 振动、测试与诊断, 2011, 31(4): 429-434.
- [19] 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.
- [20] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 289(4-5): 1066-1090.

作者简介

张泰瑀, 本科, 主要研究方向为旋转设备状态检查性能评估与预测。

E-mail: 707026399@qq.com

张苑, 工学博士, 讲师, 主要研究方向为机电系统状态监测、故障诊断与预测等。

E-mail: zhangwan@nuist.edu.cn