

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2024.01.015

# 基于贝叶斯优化的 GRU 网络轴承剩余使用寿命预测方法\*

孟琳书<sup>1</sup>, 张音旋<sup>1</sup>, 张 起<sup>1</sup>, 王 豪<sup>2</sup>

(1. 中国航空工业集团公司 沈阳飞机设计研究所, 辽宁 沈阳 110035; 2. 先进科技(中国)有限公司, 四川 成都 610000)

**摘要:**传统的滚动轴承剩余使用寿命预测模型存在参数优化的困难。针对这一问题,笔者提出了一种基于贝叶斯优化的 GRU 网络滚动轴承剩余使用寿命预测方法,并进行了实验验证,即以 PHM2012 数据集为例,结合贝叶斯优化算法对基于 Encoder-Decoder 结构的门控循环单元(GRU)预测模型的多个超参数进行了优化。首先,对包含噪声的原始数据进行了小波包处理,从滚动轴承的振动机理和故障特征出发提取了时域特征,针对该时域特征进行了优化、筛选,并将其输入到模型中的编码器部分,进一步提取了更深层次的时序特征;其次,结合注意力机制与 Encoder-Decoder 结构,构造了双向 GRU 神经网络模型,在模型的高维超参数空间中采用贝叶斯优化方法搜索超参数,得到了最优的超参数组合,并在解码器中融入了线性变换,得到了滚动轴承的使用寿命预测值;最后,封装了全部模型构建、训练与使用过程,建立了基于贝叶斯优化的 GRU 网络滚动轴承寿命预测流程,并对方法的有效性进行了对比实验验证。研究结果表明:采用基于贝叶斯优化的 GRU 网络可以有效预测滚动轴承的剩余使用寿命,相比于其他 3 种方法的最优结果,基于贝叶斯优化的 GRU 网络的平均预测得分提高了 8.01%;基于贝叶斯优化的 GRU 网络对于真实寿命较短的轴承预测结果较为准确,而对于真实寿命较长的轴承则没有出现预测值大于真实值的情况,可以作为轴承临近失效阶段剩余使用寿命估计的参考。

**关键词:**参数优化;剩余使用寿命;门控循环单元;贝叶斯优化;超参数调整;注意力机制;Encoder-Decoder 结构

**中图分类号:**TH133.3;TH17

**文献标识码:**A

**文章编号:**1001-4551(2024)01-0130-07

## Prediction method of RUL of bearings in GRU network based on Bayesian optimization

MENG Linshu<sup>1</sup>, ZHANG Yinxuan<sup>1</sup>, ZHANG Qi<sup>1</sup>, WANG Hao<sup>2</sup>

(1. Shenyang Aircraft Design & Research Institute, The Aviation Industry Corporation of China, Shenyang 110035, China;

2. ASMPT Technology(China) Co., Ltd., Chengdu 610000, China)

**Abstract:** The traditional model for predicting the remaining service life of rolling bearings faces difficulties in parameter optimization. To address this issue, a Bayesian optimization based GRU network method for predicting the remaining service life of rolling bearings was proposed and experimentally validated. Taking the PHM2012 dataset as an example, the Bayesian optimization algorithm was used to optimize multiple hyperparameters of the Encoder Decoder based Gated Recurrent Unit (GRU) prediction model. First, the original data containing noise was subjected to wavelet packet processing. From the vibration mechanism and fault characteristics of rolling bearings, time-domain features were extracted. The extracted time-domain features were optimized and selected, and then input into the encoder part of the model to further extract deeper temporal features. Then, by integrating attention mechanism with the Encoder-Decoder structure, a bidirectional GRU neural network model was constructed. The Bayesian optimization method was employed to search in the high-dimensional hyperparameter space of the model. The optimal hyperparameter combination was gained. Linear transformation was incorporated into the decoder. The predicted remaining service life of the rolling bearings was gained. Finally, the entire process of model construction, training, and usage was encapsulated. A rolling bearing residual service life prediction workflow based on Bayesian optimization of the GRU network was established. The effectiveness of the method was validated through comparative experiments. The research results indicate that the GRU network based on

收稿日期:2023-03-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51905074);辽宁省自然科学基金资助项目(2019-KF-04-04)

作者简介:孟琳书(1991-),男,辽宁阜新,博士,工程师,主要从事复合材料力学、无损检测方面的研究。E-mail:menglinshu1991@outlook.com

Bayesian optimization can effectively predict the residual service life of rolling bearings. Comparing to the optimal results of the other three methods, the average prediction score of the GRU network based on Bayesian optimization improves by 8.01%. The GRU network based on Bayesian optimization demonstrates accurate predictions for rolling bearings with shorter life. For bearings with longer life, the predicted values do not exceed the real values. Therefore, it can serve as a reference for remaining useful life estimation in the approaching failure stage of the bearings.

**Key words:** parameters optimization; remaining useful life(RUL); gate recurrent unit( GRU); Bayesian optimization; hyper-parameters tuning; attention mechanism; Encoder-Decoder structure

## 0 引言

滚动轴承是旋转机械中重要且相对易失效的基础零部件<sup>[1]</sup>,其由于磨损、疲劳等原因而产生的性能退化或故障将影响设备的正常工作,甚至会造成财产损失和人员伤亡等一系列后果<sup>[2]</sup>。

因此,预测滚动轴承可能的失效时刻,并根据预测结果提前对设备进行预测性维护是十分必要的,可以避免由于滚动轴承失效而造成的设备停机<sup>[3]</sup>。

预测滚动轴承剩余使用寿命从而进行设备健康管理已经成为机械故障诊断领域的研究热点之一<sup>[4]</sup>。总体上,滚动轴承寿命预测方法可以分为3类:基于物理模型的方法、基于数据驱动的方法和混合方法<sup>[5]</sup>。由于具备良好的泛化性能,数据驱动方法中的基于深度学习的预测方法受到了广泛的关注,已经成为滚动轴承剩余使用寿命预测的重要手段之一<sup>[6]</sup>。

近年来,深度学习中的时间序列模型在滚动轴承寿命预测领域得到了广泛应用。

CAO Y 等人<sup>[7]</sup>采用了一种基于残差注意力的时间卷积网络模型来预测滚动轴承的剩余使用寿命;但该模型对多工况轴承的跨工况预测能力不足。WANG B 等人<sup>[8]</sup>引入可分离卷积和压缩-激励单元,实现了端到端的滚动轴承剩余使用寿命预测目的;但受限于隐式特征难以结合工程经验问题,导致其通用性欠佳。GUO R 等人<sup>[9]</sup>采用了一种结合经验模态分解和长短期记忆(long-short term memory, LSTM)网络的剩余使用寿命预测方法,学习固有模态函数和滚动轴承剩余使用寿命之间的映射关系;但该方法的长期寿命预测能力不足。

上述学者针对不同使用场景结合多种深度学习模型开展了滚动轴承寿命预测,并取得了一定进展;但预测模型的超参数大部分由研究人员根据经验手动进行选择调优,这种选择方法显著降低了模型优化效率。因此,有学者开发了贝叶斯优化、Successive Halving 和 Hyperband 等超参数调节方法。其中,贝叶斯优化基于贝叶斯定理估计目标函数的后验概率分布,依据后

验分布对超参数组合进行采样,并根据采样结果不断完善后验分布的形状,从而高效地找到目标函数的全局相对最优解,在深度学习模型的超参数调节中得到了广泛应用。

笔者提出一种基于注意力 GRU 模型与贝叶斯优化的滚动轴承剩余使用寿命预测方法。

首先,使用小波包分解重构对原始振动信号进行降噪处理;其次,在去噪后的信号上提取时域特征;然后,将时域特征输入 GRU 模型中挖掘输入特征与剩余寿命的映射关系;最后,利用贝叶斯优化方法对模型的超参数进行搜索调整。

## 1 特征提取与优化筛选

振动信号采集方便且蕴含着丰富的退化信息,是滚动轴承失效分析的常用信号。该领域内积累了众多研究人员的先验知识,产生了时域、频域和时频域等一系列特征计算方法。不同人工特征对各种故障类型的敏感程度有一定差异且数据质量不同,因此需要对特征进行优化筛选。此外,由于采集过程中噪声影响难以忽略,对振动信号进行降噪是取得一个良好预测结果的必要条件。

笔者使用小波包分解重构进行信号降噪。该方法采用一组正交的小波基函数将原始信号分解为高频分量和低频分量,然后将得到的高频分量和低频分量作为新一轮输入信号继续进行迭代分解。通过调整小波基函数的尺度和平移参数,可获得信号分量的频率信息与时间信息。

由于传感器采集的振动信号为离散数据,因此在使用小波包变换时,一般采用离散小波变换。

其过程表示如下:

$$W_{\varphi}(a, b) \langle f(t), \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \sum_i f(t) \varphi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1)$$

式中: $f(t)$ 为原始信号; $\varphi()$ 为小波函数; $\varphi^*()$ 为小波函数的共轭函数; $a$ 为通过伸缩控制小波频率的尺度参数; $b$ 为平移参数,该参数使频率分量具有时间信息。

特征提取在寿命预测领域具有重要地位,对模型的最终表现影响巨大。一个好的特征应具有单调性、趋势性和鲁棒性等性质。传统的人工经验特征趋势性和单调性较差,不利于模型预测。

考虑到轴承的退化是一个损伤累积过程,因此笔者对其特征与趋势的累加进行缩放,并滤除特征中的噪声,降低噪声对累积计算过程的影响,以实现特征优化目的<sup>[10]</sup>。

## 2 注意力 GRU 模型

### 2.1 GRU 单元

循环神经网络具备独特的递归结构和内部神经元的参数共享机制,使其可以学习时间序列之间的依赖关系,但其存在梯度消失问题,即梯度被近距离梯度主导,导致模型难以学习到远距离的依赖关系。

GRU<sup>[11]</sup>是循环神经网络(recurrent neural network, RNN)的一种变体,其通过添加“门”结构调节信息流,以及“记忆细胞”存储长期信息,可有效克服短期记忆的缺陷,缓解梯度消失问题。

GRU 中包含重置门和更新门。重置门是根据上一时间步的隐藏状态和当前输入,控制历史信息的遗忘程度。

重置门表示如下:

$$r_t = \sigma(\mathbf{W}_r \times [\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t]) \quad (2)$$

式中: $\mathbf{W}_r$ 为重置门中的权重矩阵; $\mathbf{h}_{t-1}$ 为上一时间步的隐藏状态; $\mathbf{x}_t$ 为当前时间步的输入。

更新门控制传递到当前时间步的新信息。

更新门表示如下:

$$z_t = \sigma(\mathbf{W}_z \times [\mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t]) \quad (3)$$

式中: $\mathbf{W}_z$ 为更新门中的权重矩阵。

笔者结合重置门和更新门中的信息,计算当前时间步的隐藏状态,隐藏状态表示如下:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{h}}_t &= \tanh(\mathbf{W} \times [\mathbf{r}_t \times \mathbf{h}_{t-1}, \mathbf{x}_t]) \\ \mathbf{h}_t &= (1 - z_t) \times \mathbf{h}_{t-1} + z_t \times \tilde{\mathbf{h}}_t \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $\tilde{\mathbf{h}}_t$ 为备选状态,其存储了当前时刻的状态; $\mathbf{W}$ 为计算备选状态的权重矩阵。

相较于单向 GRU 网络,双向 GRU 网络可以利用当前时间步的未来信息得到当前时间步的预测值,即使用来自当前时间步两端的序列信息来预测输出。

对于时间序列预测任务,上述特性意味着在预测任意时间步的输出时,网络已经将完整的输入序列信息纳入计算过程,而非如单向 GRU 网络一样只考虑过

去的信息,这有助于网络更好地理解时间步之间的依赖关系。

### 2.2 基于注意力机制的 Encoder-Decoder 结构

注意力机制<sup>[12]</sup>源于人类的行为,其给予时间序列中关键时间步较高权值,使模型更关注对输出结果影响较大的时间步,而忽略那些对输出结果几乎无影响的时间步。

上述机制提高了模型的信息处理能力,便于捕捉轴承退化特征的长期趋势,常与 Encoder-Decoder 结构的神经网络配合使用。

注意力机制计算方法多样,但本质上是计算并分配权重的过程。其分配过程表示如下:

$$\text{Score} = f_{\text{atten}}(\mathbf{h}_e, \mathbf{h}_d) \quad (5)$$

$$\text{Sum}(\text{Score}) = \sum_i \exp(\text{Score}_i) \quad (6)$$

$$\alpha_i = \text{softmax}(\text{Score}_i) = \frac{\exp(\text{Score}_i)}{\text{Sum}(\text{Score})} \quad (7)$$

$$\mathbf{C}_i = \sum_j \alpha_{ij} \mathbf{h}_j \quad (8)$$

式中: $\mathbf{h}_e$ 为编码器所有时间步上的输出; $\mathbf{h}_d$ 为编码器当前时间步上的隐藏状态; $\alpha$ 为注意力权重矩阵。

在权重计算过程中,首先,笔者将编码器所有时间步上的输出和解码器当前时间步上的隐藏状态点乘,计算两者之间的相似度,相似度越大,分数值(Score)越大;其次,对 Score 值进行归一化处理,得到注意力权重矩阵 $\alpha$ ;然后,将注意力权重矩阵与编码器输出矩阵相乘,得到输出 $\mathbf{C}$ ;最后,将上一步的输出 $\mathbf{C}$ 与当前时间步上的原本输出拼接后进行线性变换,以得到当前时间步上的最终预测值。

### 2.3 贝叶斯优化

神经网络的超参数对模型表现起着决定性作用。目前,在寿命预测领域,大多数网络模型依然采用手动调参的方法。该方法依赖个人经验、效率较低,往往得不到最优的超参数组合。

笔者利用贝叶斯优化方法搜索模型的高维超参数空间。

贝叶斯优化的核心主要包括代理模型和采集函数两部分。代理模型用于拟合真实目标函数的先验分布,常用的模型有高斯过程、Parzen 树估计(tree Parzenestimator, TPE)等。

采集函数通过权衡“开发”和“探索”之间的关系来指导下一次迭代的采样点选择,以实现代理模型的最大拟合。采集函数能够直接决定模型优化的性能,影响优化过程的收敛速度及后验分布的拟合效果。常

用的函数包括“期望提升”“置信限准则”和“概率提升”等。

笔者选择 TPE 作为代理模型,“期望提升”函数作为采集函数。

### 3 剩余使用寿命预测流程

基于注意力 GRU 模型的剩余使用寿命预测算法具体流程如图 1 所示。

流程主要分为小波包变换降噪、时域特征提取、特征优化与筛选、模型搭建、模型训练及优化、模型测试等主要步骤:

1)小波包变换降噪。原始振动信号经过小波包分解(小波基函数为 db4),根据信号的通用阈值采用软硬阈值折中的方式处理分解后的细节系数,将处理后的细节系数进行重构,以得到最终降噪后的信号;

2)时域特征提取、优化及筛选。时域特征具有直观、计算简单、趋势明显的优点,能够表征轴承运行状况的一部分信息。计算时域特征后使用 Savitzky-Golay 滤波器进行滤波,对滤波结果进行优化并筛选获得最终输入到模型的特征;

3)模型搭建、训练及优化、测试。搭建注意力 GRU 模型的同时,将网络的层数、GRU 单元的偏置等

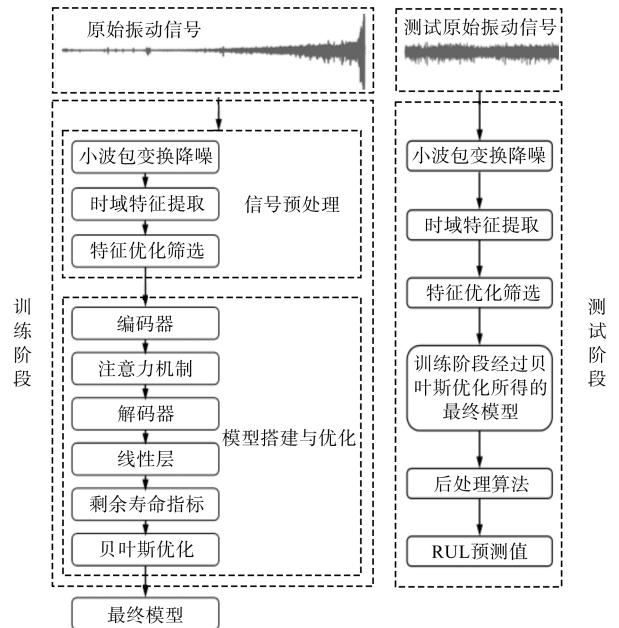


图 1 预测流程

Fig. 1 Forecasting process

网络参数作为贝叶斯优化的超参数,并将学习率、序列长度、dropout 等参数作为优化变量,利用贝叶斯优化方法对模型进行训练,得到最优模型,并在测试数据上测试所得模型。

预测流程的实际运行效果如图 2 所示。

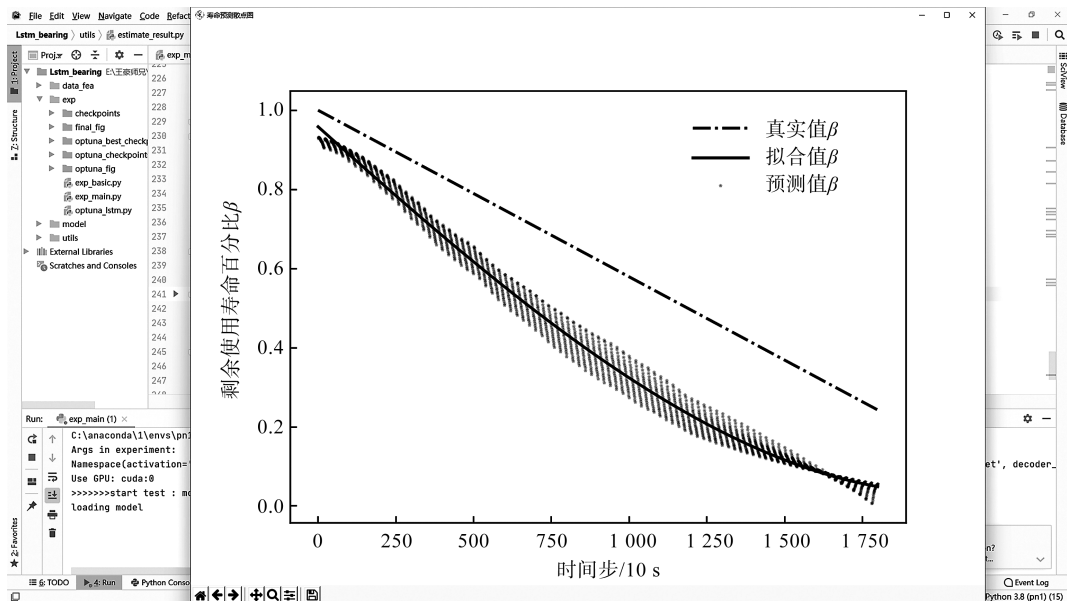


图 2 预测流程运行效果

Fig. 2 Forecasting process in action

### 4 实验验证与结果分析

#### 4.1 实验数据

此处笔者使用的数据来自于 IEEE PHM2012<sup>[13]</sup>挑

战赛,其数据集中包含 6 个全生命周期的训练数据和 11 个截断的测试数据。

数据集具体情况如表 1 所示。

笔者在每个轴承上采集了水平和垂直方向上的振动信号。根据 SINGLETON R K 等人<sup>[14]</sup>的研究结果,相

表 1 轴承数据集  
Table 1 Bearing data set

工况	径向力 /N	转速/(r/min)	训练集 轴承编号	测试集 轴承编号
1	4 000	1 800	1_1、1_2	1_3、1_4、1_5、1_6、1_7
2	4 200	1 650	2_1、2_2	2_3、2_4、2_5、2_6、2_7
3	5 000	1 500	3_1、3_2	3_3

较于水平振动信号,垂直振动信号所包含的有用退化信息很少。因此,笔者最终使用轴承水平方向上的振动信号,在工况 1 的 7 个数据上进行实验验证。

### 4.2 评价指标

在实际生产中相较于滞后预测(寿命预测值大于真实值),超前预测(寿命预测值小于真实值)更有价值,其可以提供正确的维修决策信息。

为准确评估模型的性能和实际表现,PHM 2012 挑战赛给出了标准得分函数,其对超前预测和滞后预测施加了不同程度的惩罚,惩罚表示如下:

$$E_i = \frac{actRUL_i - preRUL_i}{actRUL_i} \times 100\% ,$$

$$A_i = \begin{cases} \exp^{-\ln(0.5) \cdot (Er_i/5)} & \text{if } Er_i \leq 0 \\ \exp^{+\ln(0.5) \cdot (Er_i/20)} & \text{if } Er_i > 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: $E_i$  为轴承剩余寿命真实值与预测值之间的误差; $A_i$  为最终得分。

### 4.3 时域特征提取、优化及筛选

笔者根据文献[15],选取标准差、反正切标准差、

表 3 特征优化评估  
Table 3 Feature optimization evaluation

原始特征	单调性	趋势性	鲁棒性	优化特征	单调性	趋势性	鲁棒性
均方根	0.010	0.722	0.940	均方根	1.000	0.932	0.994
峰峰值	0.008	0.597	0.862	峰峰值	1.000	0.912	0.994
偏度	0.005	-0.290	0.422	偏度	0.304	-0.694	0.985
峭度	0.011	0.095	0.572	峭度	0.997	0.978	0.995
峰值因数	0.001	0.116	0.874	峰值因数	1.000	0.998	0.995
裕度因数	0.002	0.191	0.857	裕度因数	1.000	0.997	0.995
反正切标准差	0.026	0.912	0.950	反正切标准差	1.000	0.953	0.995
上限	0.005	0.609	0.844	上限	1.000	0.921	0.994

由表 3 可得出:趋势累积方法可以有效优化特征的单调性、趋势性和鲁棒性。

根据优化后的 3 个指标对时域特征进行筛选,最终输入模型的时域特征为均方根、峰峰值、峭度、峰值因数、裕度因数、反正切标准差和上限。

### 4.4 实验结果

笔者使用 python(3.8.10)完成所有数据处理及模型搭建工作。其中,深度学习框架为 pytorch(1.9.0),

均方根、峰峰值、偏度、峭度、峰值因数、裕度因数、波形因数、脉冲因数、偏度因数、峭度因数和上限等特征,绘制时域波形,并根据特征计算公式去除冗余波形与相近特征。

时域特征选择如表 2 所示。

表 2 时域特征

Table 2 Time domain feature

名称	表达式
均方根	$X_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
偏度	$X_{ske} = \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^3 / (N - 1) X_{\sigma}^3$
峰值因数	$I_p = \frac{\max(X)}{X_{rms}}$
反正切标准差	$X_{atan} = \sigma(\log[x_i + \sqrt{x_i^2 + 1}])$
峰峰值	$X_{p-p} = \max(X) - \min(X)$
峭度	$X_{kur} = \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^4 / (N - 1) X_{\sigma}^4$
裕度因数	$I_m = \max(X) / \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i } \right]^2$
上限	$X_{up} = \max(X) + \frac{1}{2} \frac{\max(X) - \min(X)}{N - 1}$

笔者使用趋势累积方法对提取到的特征进行优化,并利用单调性、趋势性、鲁棒性指标评估筛选特征。

时域特征优化前后的评估指标对比如表 3 所示。

cuda 版本为 11.3。全部实验均在搭载 NVIDIA 3060 GPU,Intel i5-10400F CPU 的 Windows10 64 位操作系统计算机上完成。

首先,确定影响 GRU 网络性能的超参数及其对应范围,形成超参数域空间。在域空间中随机初始化超参数组合,并以此搭建待训练的网络模型。以退化特征集为输入,剩余使用寿命标签为输出,对网络模型进行训练。将测试数据输入到训练好的网络模型中,计算

预测剩余使用寿命的均方根误差,并将其作为优化目标值,构建由超参数和目标值组成的 TPE 代理模型。利用采集函数在域空间中迭代采样,并根据采样结果更新代理模型,直到目标值收敛。其中,所确定的 GRU 网络模型使目标值最小的超参数组合,其即为最优模型。

超参数选择如表 4 所示。

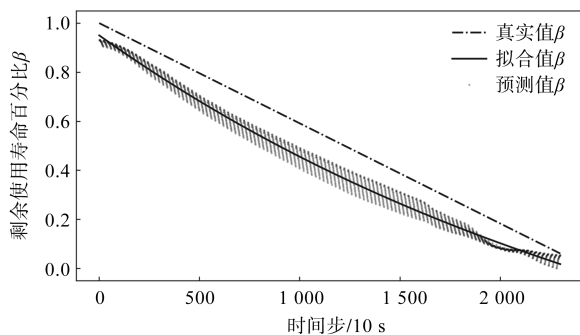
表 4 超参数空间

Table 4 Hyperparameter space

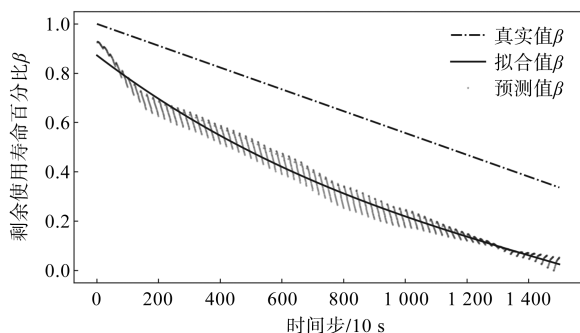
参数类型	超参数	范围
结构参数	单向双向	[BiGRU,GRU]
结构参数	层数	[1,3]
结构参数	单元数量	[32,64,128]
结构参数	添加注意力	[是,否]
结构参数	GRU 偏置	[是,否]
训练参数	优化器	[Adam,AdamW]
训练参数	归一化输入数据	[是,否]
训练参数	批量大小	[4,8,16]
训练参数	序列长度	[10,20,30]
训练参数	Teacher Forcing	[0.0,0.1]
训练参数	丢弃率	[0.0,0.3]
训练参数	学习率	[0.000 1,0.001]

在巨大的超参数空间中,笔者仅抽样 200 组超参数进行训练优化,经过贝叶斯优化后得到的参数组合为 (BiGRU,1,32,否,是,AdamW,是,4,20,0.0,0.05,0.000 1),在该参数组合下测试所得到的模型。

轴承 1\_5、1\_6 预测结果如图 3 所示。



(a) 轴承1\_5预测结果



(b) 轴承1\_6预测结果

图 3 轴承寿命预测结果

Fig. 3 Life prediction results of bearings

粗虚线为轴承的真实剩余使用寿命百分比;黑色实线为三次多项式拟合值;黑色点构成的斜划线为模型的预测值;其中三次多项式的拟合值可以作为轴承退化趋势的参考。

为了证明基于贝叶斯优化的 GRU 网络的有效性,笔者将实验结果与其他文献中的 3 种方法(卷积 LSTM<sup>[16]</sup>、自注意 LSTM<sup>[17]</sup>、RNN<sup>[18]</sup>)的预测结果进行了对比。

基于贝叶斯优化的 GRU 网络与其他文献的对比结果如表 5 所示。

表 5 基于贝叶斯优化的 GRU 网络与其他文献方法的结果对比

Table 5 The results of the GRU network based on Bayesian optimization are compared with those of other literatures

轴承	贝叶斯优化 GRU 误差/%	卷积 LSTM 误差/%	自注意 LSTM 误差/%	RNN 误差/%
1_3	76.98	54.73	38.57	43.28
1_4	65.47	38.48	-7.24	67.55
1_5	16.91	-99.4	-42.24	-22.98
1_6	10.02	-120.07	-15.75	21.23
1_7	84.52	70.65	-11.76	17.83
平均得分	0.297 9	0.100 0	0.188 1	0.275 8
平均误差/%	50.78	76.67	23.11	34.57

注:误差值源自模型预测曲线最终时间步预测值对应的评价指标,平均得分与平均误差为工况 1 的 5 个轴承测试结果的平均值。

由表 5 可以看出:基于贝叶斯优化的 GRU 网络平均得分高于另外 3 个文献中方法的得分结果,且平均预测误差有所降低。基于贝叶斯优化的 GRU 网络对于真实寿命较短的轴承预测结果较为准确,而对于真实寿命较长的轴承预测误差较大,但并没有出现预测值大于真实值的情况,其可以作为轴承临近失效阶段的剩余使用寿命参考。

上述结果证明了基于贝叶斯优化的 GRU 网络的有效性。

## 5 结束语

传统的滚动轴承剩余使用寿命预测模型存在参数优化的困难。针对这一问题,笔者提出了一种基于贝叶斯优化的 GRU 网络滚动轴承剩余使用寿命预测方法,并进行了实验验证,即以 PHM2012 数据集为例,结合贝叶斯优化算法对基于 Encoder-Decoder 结构的门控循环单元 (GRU) 预测模型的多个超参数进行了优化。

研究结论如下:

1) 趋势累积方法对由振动信号所提取出的时域

特征的单调性、趋势性和鲁棒性具有明显的优化效果；

2) 基于注意力的 GRU 模型可以用于有效地预测滚动轴承的剩余使用寿命,且平均得分相较于其他 3 种方法的最优值提高了 8.01% ;

3) 采用贝叶斯优化方法能够在较短的时间内通过采样训练得到较优的预测结果,避免了繁琐的人工调参和网格搜索的巨大时间代价。

目前,基于注意力的 GRU 模型的预测精度还有待进一步提高,且其对剩余寿命较长的轴承预测精度仍然较低。因此,在后续的研究中,笔者拟采用迁移学习等方法进一步提高滚动轴承寿命预测模型的泛化性能。

## 参考文献 (References) :

- [1] GHODS A, LEE H H. Probabilistic frequency-domain discrete wavelet transform for better detection of bearing faults in induction motors [J]. *Neurocomputing*, 2016, 188 (18):206-216.
- [2] CHEN D, QIN Y, WANG Y, et al. Health indicator construction by quadratic function-based deep convolutional auto-encoder and its application into bearing RUL prediction [J]. *ISA Transactions*, 2021, 114(7):44-56.
- [3] TAYADE A, PATIL S, PHALLE V, et al. Remaining useful life (RUL) prediction of bearing by using regression model and principal component analysis (PCA) technique [J]. *Vibroengineering Procedia*, 2019, 23(2):30-36.
- [4] WANG H, XU J, YAN R, et al. A new intelligent bearing fault diagnosis method using SDP representation and SE-CNN [J]. *IEEE. Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 69(5):2377-2389.
- [5] KHELIF R, CHEBEL B, MALINOWSKI S, et al. Direct remaining useful life estimation based on support vector regression[J]. *IEEE. Transactions on Industrial Electronics*, 2016, 64(3):2276-2285.
- [6] LIU J, WANG W, MA F, et al. A data-model-fusion prognostic framework for dynamic system state forecasting [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(4):814-823.
- [7] CAO Y, DING Y, JIA M, et al. A novel temporal convolutional network with residual self-attention mechanism for remaining useful life prediction of rolling bearings[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 215 (11):107813.
- [8] WANG B, LEI Y, LI N, et al. Deep separable convolutional network for remaining useful life prediction of

machinery[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, 134(21):106330.

- [9] GUO R, WANG Y, ZHANG H, et al. Remaining useful life prediction for rolling bearings using EMD-RISI-LSTM [J]. *IEEE. Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2021, 70(1):1-12.
- [10] 周哲韬,刘 路,宋晓,等. 基于 Transformer 模型的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. *北京航空航天大学学报*, 2023, 49(2):430-443.  
ZHOU Zhe-tao, LIU Lu, SONG Xiao, et al. Remaining useful life prediction method of rolling bearing based on Transformer model [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(2):430-443.
- [11] CHO K, VAN B, GULCEHRE C, et al. Learning Phrase Representations Using RNN Encoder-decoder for Statistical Machine Translation [C]//*Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Doha: [s. n.], 2014:1724-1734.
- [12] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention Is All You Need [C]//*Conference on Neural Information Processing Systems*. Long Beach: [s. n.], 2017:30.
- [13] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHER K, et al. An Experimental Platform for Bearings Accelerated Degradation Tests[C]//*IEEE. International Conference on Prognostics and Health Management*. Beijing: [s. n.], 2012:23-25.
- [14] SINGLETON R K, STRANGAS G, AVIYENTE S. Extended Kalman filtering for remaining-useful-life estimation of bearings[J]. *IEEE. Transactions on Industrial Electronics*, 2014, 62(3):1781-1790.
- [15] LEI Y, HE Z, ZI Y, et al. Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAS [J]. *Mechanical Systems & Signal Processing*, 2007, 21 (5):2280-2294.
- [16] HINCHI Z, TKIOUAT M. Rolling element bearing remaining useful life estimation based on a convolutional long-short-term memory network [J]. *Procedia Computer Science*, 2018, 127(5):123-132.
- [17] 张 康,丁 卫,赵东方,等. 基于 SAM-LSTM 的滚动轴承剩余寿命预测 [J]. *工业控制计算机*, 2022, 35(5):82-85.  
ZHANG Kang, DING Wei, ZHAO Dong-fang, et al. Residual life prediction of rolling bearings based on SAM-LSTM [J]. *Industrial Control Computer*, 2022, 35(5):82-85.
- [18] GUO L, LI N, JIA F, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings[J]. *Neurocomputing*, 2017, 240(22):98-109.

## 本文引用格式:

孟琳书,张音旋,张 起,等. 基于贝叶斯优化的 GRU 网络轴承剩余使用寿命预测方法[J]. *机电工程*, 2024, 41(1):130-136.

MENG Linshu, ZHANG Yinxuan, ZHANG Qi, et al. Prediction method of RUL of bearings in GRU network based on Bayesian optimization[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2024, 41(1):130-136.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>