

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211381

基于 Autoformer 的滚动轴承剩余使用寿命预测^{*}

薛林 王豪 王云森 陆尧 何群 张德健

(大连理工大学机械工程学院 大连 116024)

摘要: 滚动轴承剩余使用寿命(RUL)预测的数据驱动方法显示出了巨大的潜力,但仍有提升的空间。为此,提出了一种基于 Autoformer 模型的滚动轴承 RUL 预测方法。结合领域内的专家知识对滚动轴承原始信号进行人工特征提取并优化特征,利用 Transformer 类模型强大的多维特征提取能力挖掘输入特征与 RUL 之间的复杂映射关系。针对滚动轴承振动信号的周期性特点采用 Autoformer 模型将时间序列进行分解对趋势项和周期项分别处理。实验结果表明,所提出的预测方法在 PHM2012 数据集上的表现相比于其它文献的方法,平均得分分别提高了 50.03%、21.31%、19.93%。证明了该方法的优越性。

关键词: 滚动轴承;剩余使用寿命预测;特征优化;Autoformer

中图分类号: TP391.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2

Remaining useful life prediction of rolling bearing based on Autoformer

Xue Lin Wang Hao Wang Yunsen Lu Yao He Qun Zhang Dejian

(School of Mechanical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: The data-driven approach to rolling bearing remaining useful life (RUL) prediction shows great potential, but there is still room for improvement. Therefore, a prediction method of rolling bearing RUL based on Autoformer model is proposed. Combined with the expert knowledge in this field, the original signal of rolling bearing is artificially extracted and optimized, and the complex mapping relationship between input features and RUL is mined by using the powerful multi-dimensional feature extraction capability of Transformer models. According to the periodic characteristics of the vibration signal of rolling bearings, the Autoformer model is used to decompose the time series to deal with the trend term and the periodic term separately. Experimental results show that the average scores of the proposed prediction method on the PHM2012 dataset is improved by 50.03%, 21.31% and 19.93% respectively, compared with other methods in the literature. Proves the superiority of this method.

Keywords: rolling bearing; remaining useful life prediction; feature optimization; Autoformer

0 引言

得益于工业互联网和传感器技术的快速发展,工业状态监测数据正在爆发式的增长,每年新增数据超过 1000EB^[1]。利用工业大数据进行设备健康状况监测和剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)预测对实现设备预测性维护和提高生产效率具有重要意义。轴承是机械设备中常用的零件,其性能退化和故障不仅会造成经济损失还有可能产生人员伤亡。为此,亟需对轴承进行状态监测和剩余寿命预测。

滚动轴承剩余使用寿命预测,即利用各种方法来描述轴承的失效状态与时间的关系^[2]。有基于模型的、数据驱动和混合预测等预测方法^[3]。基于模型的方法包括物理模

型方法和经验模型方法。物理模型方法即理解轴承退化机理并用数学公式表达,建立起具有物理意义的退化模型。经验模型是在设备的长期运行过程中所总结出来的退化模型。基于数据驱动的方法可以很好的利用机器运行中的设备参数,通过深度学习或机器学习建立起设备参数到剩余寿命之间的映射关系,实现剩余寿命的预测。混合方法则是将不同方法的特点结合起来,进行剩余寿命的预测^[4]。

其中数据驱动方法建模相对简单,可以很好的利用设备运行过程中产生的海量数据,且由于机器学习和深度学习的发展其已经成为研究人员追逐的热点^[5]。数据驱动预测方法的两大主要工作为数据预处理与特征提取,模型搭建及其优化。

收稿日期:2022-09-13

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51905074)、辽宁省自然科学基金(2019-KF-04-04)项目资助

近年来,卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、长短时记忆网络(long short-term memory, LSTM)、Transformer 等模型及其改进版本都表现出了良好的预测性能。周哲韬等^[6]使用 Transformer 模型进行预测,原始信号首先经过小波分解降噪,然后提取其特征,并利用累积变换优化特征的单调性和趋势性,得到了很好的预测结果。陈保家等^[7]提出了基于注意力时序卷积网络(temporal convolutional network, TCN)来预测剩余寿命的模型,利用堆栈降噪自编码器(stacked denoising auto-encoder, SDAE)对经过短时傅里叶变换(short-time fourier transform, STFT)的振动信号进行自监督学习,后利用 TCN 模型预测寿命,其预测精度很高。康守强等^[8]将改进后的稀疏自编码器(sparse auto-encoder, SAE)用于提取振动信号深层特征,将提取到的特征输入双向 LSTM 网络实现了滚动轴承剩余寿命的高精度预测。

目前的深度学习方法虽然预测精度较高但并未考虑到滚动轴承振动信号的特点,因此本文将 Autoformer 模型引入滚动轴承剩余使用寿命预测领域,为滚动轴承剩余使用寿命预测贡献了一种新方法,该模型结合了传统时间序列分解的思想,利用 Autoformer 模型的深度分解架构将振动信号分解为趋势项和周期项,十分契合滚动轴承信号特点。首先将振动传感器采集到的信号利用离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)进行降噪,后结合领域内的专家知识进行特征提取,并优化特征的单调性与趋势性,最后将得到的特征输入 Autoformer 模型中预测剩余使用寿命。

1 振动信号预处理与特征提取

特征工程的质量对模型的表现有着巨大的影响,振动信号采集过程中容易受到其它耦合部件的影响,使得采集到的信号中含有各种噪声信号,因此对采集到的信号进行降噪和特征提取是进行剩余寿命预测的前提。

滚动轴承常用的信号降噪方法可以分为信号分解重构降噪和信号增强降噪,基于分解重构的降噪方法有小波分解^[9]及其改进算法和经验模态分解^[10](empirical mode decomposition, EMD)及其改进算法;基于信号增强的降噪方法有 Teager 能量算子^[11](teager energy operator, TEO)及其改进算法和最大相关峭度解卷积^[12](maximum correlation kurtosis deconvolution, MCKD)等。

本文采用离散小波变换实现信号的分解重构降噪,将小波分解得到的细节系数进行阈值处理后再重构,最后在去除了噪声的信号上提取特征。

滚动轴承振动信号特征提取领域积累了众多专家知识,相较于堆栈自编码器(stacked auto-encoder, SAE)、主成分分析(principal component analysis, PCA)等机器学习方法提取出的特征,其具有明确的统计意义和物理意义,可以增加深度学习模型在 RUL 预测领域的可解释性。但这

些专家经验得到的特征不能很好的表征轴承的退化过程,需要进一步的处理才能作为模型的输入,首先考虑到振动信号采集过程中的不规则趋势项对特征进行滤波平滑处理。其次修正特征的单调性、趋势性和鲁棒性,由于轴承的退化是一个累积损伤的过程,因此求特征与其趋势的累加进行缩放。其计算公式如式(1)所示。

$$ACC(\mathbf{X}) = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{X}(i)}{\sqrt{\left| \sum_{i=1}^n \mathbf{X}(i) \right|}} + \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{Y}(i)}{\sqrt{\left| \sum_{i=1}^n \mathbf{Y}(i) \right|}} \quad (1)$$

式中: n 表示时间序列的长度, \mathbf{X} 为滤波后的特征, \mathbf{Y} 为其差分。

最后得到的特征需要经过趋势性、单调性和鲁棒性的评估,才可以作为模型的输入。用于特征评估的指标如式(2)~(5)所示^[13]。

1) 单调性

$$Mon(\mathbf{X}) = \frac{\left| No. of \frac{d}{dx} > 0 - No. of \frac{d}{dx} < 0 \right|}{n-1} \quad (2)$$

式中: $No. of \frac{d}{dx} > 0$ 指特征序列中相连的上升序列对的个数, $No. of \frac{d}{dx} < 0$ 指特征序列中相连的下降序列对的个数。

2) 趋势性

$$\rho(\mathbf{X}, \mathbf{T}) = \frac{cov(\mathbf{X}, \mathbf{T})}{\sigma_x \sigma_T} \quad (3)$$

式中: \mathbf{T} 为时间, \mathbf{X} 为振动信号的特征,趋势性即求特征序列与时间的相关性。

3) 鲁棒性

$$\mathbf{X}_{res} = \mathbf{X} - \mathbf{X}_{trend} \quad (4)$$

$$Rob(\mathbf{X}) = \frac{1}{n} \sum_{n=1}^n \exp\left(-\left|\frac{\mathbf{X}_{res}}{\mathbf{X}}\right|\right) \quad (5)$$

式中: \mathbf{X}_{res} 为残差项, \mathbf{X}_{trend} 为平均趋势项,需要经过平滑处理。

2 Autoformer 模型

Transformer 模型具有强大的特征提取和长距离特征捕获能力,广泛应用于自然语言处理领域,被引入时间序列分析领域后,诞生了一系列表现优异的针对时间序列预测的改进模型,例如 LogTrans、Reformer、Informer、Autoformer 等。其中 Autoformer 性能出色,结合了时间序列分解的思想与滚动轴承数据特点十分契合,因此本文将将其引入滚动轴承剩余使用寿命预测领域。

Autoformer 模型的结构如图 1 所示。

该模型基础架构与 Transformer 相同,分为编码器和解码器两大部分,但模型的内部有所改变。编码器部分首先将原始 Transformer 模型的注意力机制替换为自相关机制,其次在自相关模块后加上了时间序列分解单元。

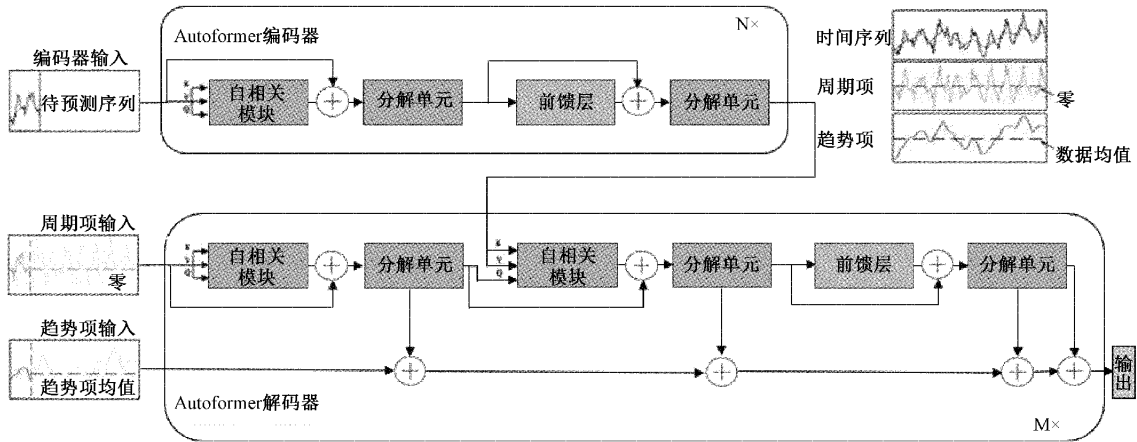


图 1 Autoformer 模型结构

解码器部分最大的特点是其具有两个输入,将时间序列的趋势项与周期项分别输入,利用自相关模块和时间序列分解单元不断分解出趋势组分与原有的趋势项叠加实现渐进式分解。

自相关模块结构如图 2 所示,自相关机制基于 Wiener-Khinchin 理论,利用快速傅里叶变换及逆变换计算序列的自相关系数,计算公式如式(6)、(7)所示。

$$S_{XX}(f) = F(X_t)F^*(X_t) = \int_{-\infty}^{\infty} X_t e^{i2\pi f t} dt \int_{-\infty}^{\infty} X_t e^{-i2\pi f t} dt \quad (6)$$

$$R_{XX}(\tau) = F^{-1}(S_{XX}(f)) = \int_{-\infty}^{\infty} S_{XX}(f) e^{i2\pi f \tau} df \quad (7)$$

序列分解单元利用深度学习中的池化思想,通过平均池化提取趋势项和周期项,计算公式如式(8)、(9)所示。

$$X_{trend} = AvgPool(Padding(X)) \quad (8)$$

$$X_s = X - X_{trend} \quad (9)$$

式中: X_{trend} 表示趋势项, X_s 表示周期项。

Autoformer 模型实现了序列级连接的自相关机制,相较于其他 Transformer 改进模型的稀疏化点积注意力机制,自相关机制打破了信息利用的瓶颈,同时将时间序列进行分解可以从复杂的时间模式中分解出可预测性更强的组分,有利于挖掘特征与剩余寿命之间的复杂映射关系^[14]。

3 Autoformer 模型滚动轴承剩余使用寿命预测流程

本文所提出的预测方法主要分为数据预处理及特征提取、模型搭建两部分,其具体流程如图 3 所示。

1)数据降噪:本文利用小波分解重构进行降噪,选用 db4 小波作为小波基,计算信号的无偏风险估计阈值,然后采用软硬阈值加权的方式处理信号。

2)特征提取及优化:根据已有的文献上提出的轴承振动信号特征计算公式在上一步的基础上提取信号特征,使

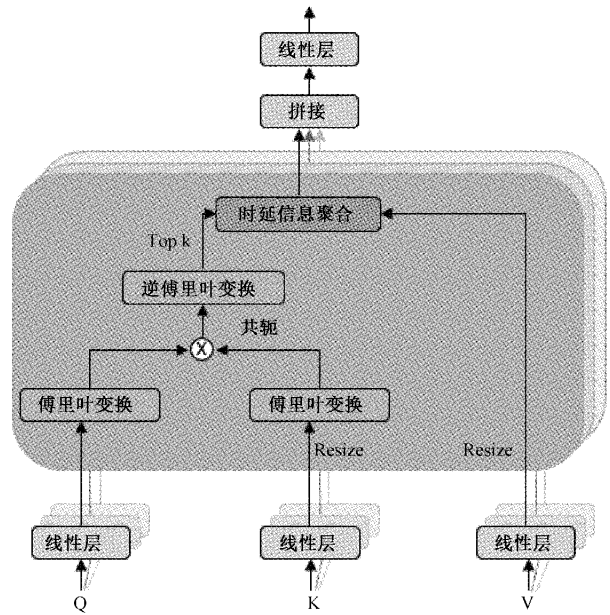


图 2 自相关模块

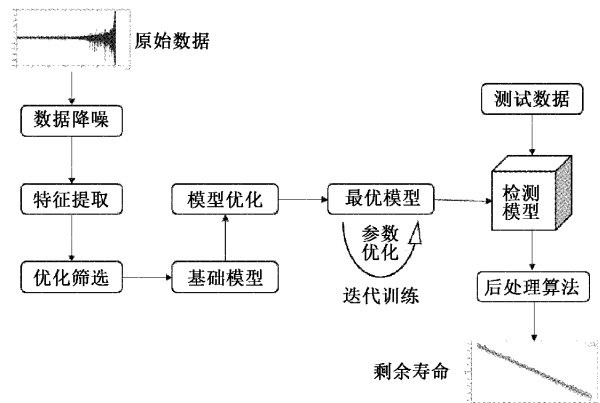


图 3 预测流程

用滤波器(Savitzky-Golay)处理得到的特征使其更加平滑,

然后利用本文提出的趋势累积方法优化特征的单调性与趋势性,最后对特征进行筛选。

3)模型搭建:根据 Autoformer 的模型结构图搭建模型,模型的输入为筛选后的特征,标签为该时间步上剩余寿命的百分比,输出为一个一维的剩余寿命百分比的时间序列。

4)训练及测试:利用训练数据集进行训练。由于测试集为不完全数据集,因此利用逻辑回归对测试集数据前半部分的输出进行直线拟合外推其剩余使用寿命。

4 实验结果与分析

4.1 实验数据介绍

本文在 IEEE PHM2012 数据集^[15]上验证了所提出的预测方法。该数据集如表 1 所示,分为 3 个工况,数据包含水平和垂直方向上加速度传感器测得的振动信号,数据采集平台和实验的详细信息参考文献^[15]。Soualhi 等^[16]利用希尔伯特-黄变换(hilbert-huang transform, HHT)在水平和垂直振动信号上分别提取轴承健康因子,其实验结果表明水平振动信号所提取的健康因子可以更好地表征轴承的退化状态,因此本文使用水平振动数据进行实验,训练集为 3 个工况的 6 个数据,为方便与文献^[7]的实验结果做对比,只取了工况 1 测试集的测试结果。

4.2 评价指标

本文采用 PHM 2012 挑战赛所给出的标准得分函数作为评价指标,得分计算公式如式(10)、(11)所示。

$$A_i = \begin{cases} \exp^{-\ln(0.5) \cdot (Er_i/5)}, & Er_i \leq 0 \\ \exp^{+\ln(0.5) \cdot (Er_i/20)}, & Er_i > 0 \end{cases} \quad (10)$$

表 1 轴承数据集

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

$$E_i = \frac{actRUL_i - preRUL_i}{actRUL_i} \times 100\% \quad (11)$$

式中: E_i 为预测误差, A_i 为得分,根据公式可以看出其对滞后预测施加了惩罚,这符合实际情况,较为公平合理。

4.3 振动信号预处理及特征提取

如表 2 所示,为论文中一些常用的计算滚动轴承振动信号特征的公式,用于在去噪后的重构信号上计算统计特征。

表 2 专家特征

名称	表达式	名称	表达式
标准差	$\mathbf{X}_\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^2}$	均方根值	$\mathbf{X}_{rms} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
峰峰值	$\mathbf{X}_{p-p} = \max(\mathbf{X}) - \min(\mathbf{X})$	偏度	$\mathbf{X}_{skc} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^3}{(N-1)\mathbf{X}_\sigma^3}$
峭度	$\mathbf{X}_{kur} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{X})^4}{(N-1)\mathbf{X}_\sigma^4}$	峰值因数	$\mathbf{I}_p = \frac{\max(\mathbf{X})}{\mathbf{X}_{rms}}$
裕度因数	$\mathbf{I}_m = \frac{\max(\mathbf{X})}{\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i }\right]^2}$	脉冲因数	$\mathbf{I}_i = \frac{\max(\mathbf{X})}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i }$
波形因数	$\mathbf{I}_w = \frac{\mathbf{X}_{kur}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i }$	反正切标准差	$\mathbf{X}_{atan} = \sigma(\log[x_i + \sqrt{x_i^2 + 1}])$
上限	$U_d = \max(\mathbf{X}) + \frac{1}{2} \frac{\max(\mathbf{X}) - \min(\mathbf{X})}{N-1}$	中位数	\mathbf{X}_{median}

以轴承 1_1 为例,其波形因数特征如图 4 所示。可以看出其含有噪声,特征的单调性、趋势性并不明显。

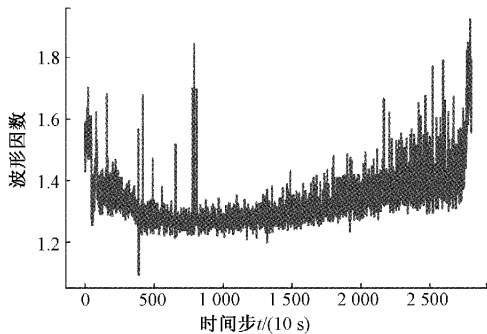


图 4 波形因数优化前

经过滤波与优化后特征如图 5 所示,滤波前的单调性、趋势性和鲁棒性的值分别为 0.01、0.71、0.98,滤波与优化后的数值为 1.0、1.0、1.0 特征的单调性和趋势性得到了较大的改善。

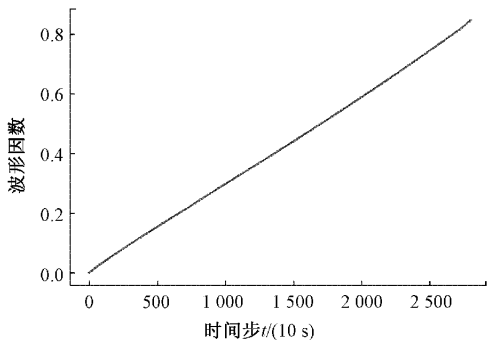


图 5 波形因数优化后

4.4 实验结果

本文的实验环境为 python3.8.10, pytorch1.9.0, numpy1.19.5, GPU3060, CPUi5-10400F, 模型参数与 Autoformer 原始参数一致,仅调整了 seq_len(60), label_len(20), pred_len(20), batch_size(4) 参数。

为验证本文提出的趋势累积方法和 Autoformer 架构的优越性,本文设计了 3 个实验,实验一为原始特征加 Informer 模型,实验二为趋势累积特征加 Informer 模型,实验三为趋势累积特征加 Autoformer 模型。实验结果如表 3 所示。

表 3 对照实验结果

实验	方案	平均得分	平均误差/%
一	原始特征+Informer	0.311 1	44.46
二	趋势累积特征+Informer	0.497 8	33.42
三	趋势累积特征+Autoformer	0.579 4	27.51

由表 3 的实验结果可以得出,本文提出的趋势累积方

法可以很好的修正特征的趋势性和单调性,有利于深度学习模型挖掘特征与剩余使用寿命之间的映射关系,应用趋势累积方法后平均得分有较大提升、平均误差有所降低;其次 Autoformer 模型的深度分解架构应用于轴承剩余使用寿命预测任务上效果良好,相较于其它 Transformer 类模型平均得分提升较大,平均误差下降也较大。

其中趋势累积特征加 Autoformer 模型的实验结果图像如图 6~10 所示,实验结果具体数据如表 4 所示,可以看出本文所提出的预测方法相较于其他三者的方法,预测得分有了大幅度的提升,平均误差也较小,同时并没有出现滞后预测的情况(实际剩余寿命小于模型预测的剩余使用寿命),对于实际应用是非常有利的。

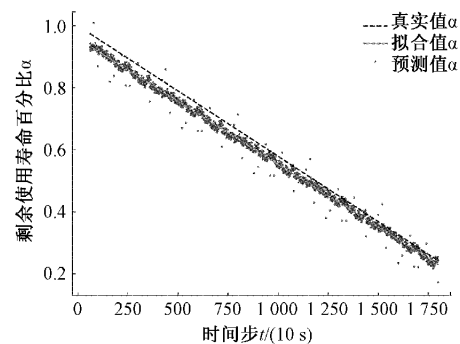


图 6 轴承 1_3 测试结果

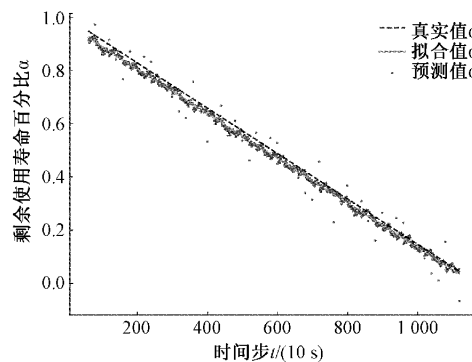


图 7 轴承 1_4 测试结果

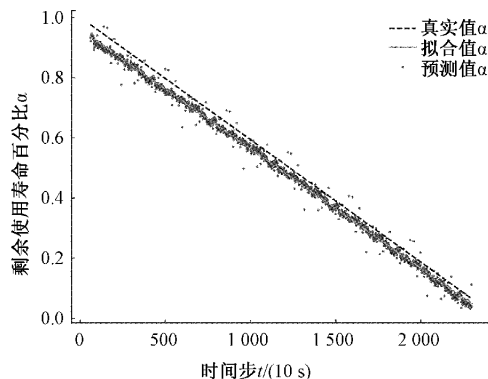


图 8 轴承 1_5 测试结果

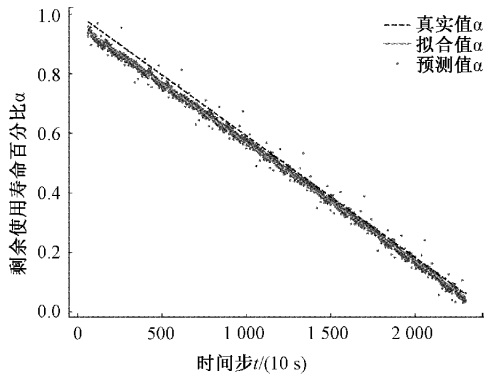


图 9 轴承 1_6 测试结果

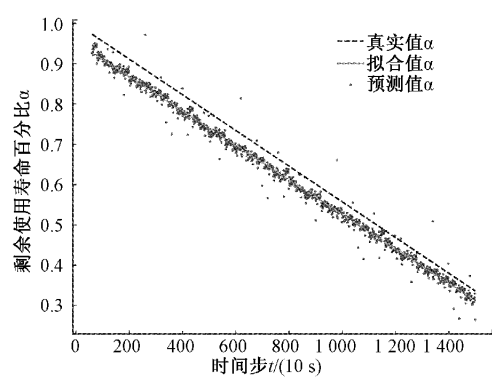


图 10 轴承 1_7 测试结果

表 4 预测得分

轴承	真实值/s	本文		文献[6]		文献[7]		文献[8]	
		预测/s	误差/%	预测/s	误差/%	预测/s	误差/%	预测/s	误差/%
1_3	5 730	5 652	1.36	1 480	74.17	5 510	6.30	5 270	8.03
1_4	2 900	211	92.72	2 920	-0.69	2 310	20.32	3 140	-8.30
1_5	1 610	1 194	25.82	1 450	9.9	1 870	-16.48	2 330	-44.72
1_6	1 460	1 260	13.70	1 640	-12.33	1 610	-10.25	1 500	-2.74
1_7	7 570	7 271	3.95	1 240	83.62	6 930	8.47	7 800	-3.04
得分		0.579 4		0.386 2		0.477 6		0.483 1	
误差/%		27.51		36.14		12.36		13.37	

5 结 论

本文提出了一种基于 Autoformer 模型的滚动轴承剩余使用寿命预测方法,经过实验得出以下结论:本文提出的滚动轴承剩余使用寿命预测方法能够有效的提升 RUL 的预测精度,结合了已有的专家知识增加了深度学习模型的可解释性,提出的趋势累积方法可以很好的修正特征的趋势性和单调性,Autoformer 的深度分解架构可以很好的挖掘输入特征与剩余寿命之间的映射关系。通过实验结果可以看出相较于其他 3 个文献中的预测方法,平均得分分别提高了 50.03%、21.31%、19.93%,平均误差也处于较低的水平。且本文的预测方法没有出现滞后预测的情况,符合实际应用情况,但是对于真实寿命较长的轴承其预测结果较好,对于真实寿命较短的轴承其预测结果误差较大,存在一定程度的过拟合,预测精度有待提升,在下一步研究计划中应着重解决过拟合的问题尝试使用迁移学习或是数据扩增的方法增加数据量减轻过拟合,提高模型的表现。

参考文献

[1] 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.

[2] 陈远航. 滚动轴承剩余寿命预测算法研究及监测软件开发[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.

[3] VICHARE N M, PECHT M G. Prognostics and health management of electronics [J]. IEEE transactions on components and packaging technologies: A publication of the IEEE Components, Packaging, and Manufacturing Technology Society, 2006(1):29.

[4] LIAO L, KÖTTIG F. Review of hybrid prognostics approaches for remaining useful life prediction of engineered systems, and an application to battery life prediction [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(1): 191-207.

[5] 韩林洁,石春鹏,张建超. 基于 BiLSTM 的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 制造业自动化,2020,42(5): 47-50.

[6] 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):14.

[7] 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, DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107902.

[8] 康守强,周月,王玉静,等. 基于改进 SAE 和双向

- LSTM 的滚动轴承 RUL 预测方法[J]. 自动化学报, 2022, 48(9): 2327-2336.
- [9] RIOUL O, VETTERLI M. Wavelets and signal processing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1991, 8(4): 14-38.
- [10] 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 of the Royal Society of London. Series A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903-995.
- [11] KAISER J F. On a simple algorithm to calculate the energy of a signal [C]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE, 1990: 381-384.
- [12] MCDONALD G L, ZHAO Q, ZUO M J. Maximum correlated Kurtosis deconvolution and application on gear tooth chip fault detection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2012, 33: 237-255.
- [13] 张金豹, 邹天刚, 王敏, 等. 滚动轴承剩余使用寿命预测综述 [J]. 机械科学与技术, 2022, DOI: 10. 13433/j. cnki. 1003-8728. 20200489.
- [14] WU H, XU J, WANG J, et al. Autoformer: Decomposition transformers with auto-correlation for long-term series forecasting [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 22419-22430.
- [15] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHHER K, et al. PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests [C]. IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM' 12. IEEE Catalog Number: CPF12PHM-CDR, 2012: 1-8.
- [16] SOUALHI A, MEDJAHHER K, ZERHOUNI N. Bearing health monitoring based on Hilbert-Huang transform, support vector machine, and regression [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2014, 64(1): 52-62.

作者简介

薛林, 博士, 副教授, 主要研究方向为无损检测、高精度工业 CT 及智能检测装备等。

E-mail: Linxue@dlut.edu.cn

王豪, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、时间序列预测。

E-mail: 792343756@qq.com