

DOI: 10.3969/j.issn.1001-4551.2023.04.006

基于注意力机制的滚动轴承剩余使用寿命预测方法*

卢 瑾, 张永平*

(盐城工学院 信息工程学院, 江苏 盐城 224002)

摘要: 现有的轴承振动信号特征的提取方法过分依赖于专家的经验, 同时在轴承的使用寿命预测过程中, 存在因序列过长而导致的记忆力退化等问题, 为此, 结合卷积神经网络-注意力机制网络(CNN-attention)和基于注意力机制的 Encoder-Decoder 方法, 提出了一种滚动轴承剩余使用寿命(RUL)的预测模型(方法)。首先, 利用快速傅里叶变换(FFT)方法, 将滚动轴承的初始振动信号转换成频域幅值信号; 然后, 设计了一种基于注意力机制的模型; 其中, 利用 CNN-attention 进行了退化特征提取, 利用基于注意力机制的 Encoder-Decoder 网络进行了 RUL 预测, 并进一步在远距离信号传输中解决了循环神经网络记忆衰退的问题; 最后, 为了验证特征提取模型以及寿命预测模型的有效性, 采用 PHM 2012 轴承退化数据集, 通过轴承加速退化 PRONOSTIA 实验平台进行了实验, 并将其所得结果与未采用注意力机制模型的预测结果以及其他文献方法所得结果进行了对比。实验结果表明: 与其他方法相比, 基于注意力机制模型的方法平均绝对误差分别降低了 29.41%、32.00%、29.56%、32.34%, 平均得分分别提高了 0.39%、0.98%、0.82%、15.46%。研究表明: 在轴承 RUL 预测方面, 基于注意力机制的轴承剩余使用寿命预测模型(方法)是有效的。

关键词: 剩余使用寿命; 卷积神经网络-注意力机制网络; 编码器-解码器模型; 退化特征提取; 滚动轴承寿命预测模型; 记忆力退化
中图分类号: TH133.33; TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4551(2023)04-0516-07

Remaining useful life prediction of rolling bearings based on attention mechanism

LU Jin, ZHANG Yong-ping

(School of Information Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng 224002, China)

Abstract: Aiming at the problems that the existing feature extraction methods of bearing vibration signals relied too much on expert experience and the memory degradation caused by too long sequences in life prediction, a prediction model (method) for the remaining useful life (RUL) of rolling bearings was proposed by combining convolutional neural network-attention network(CNN-attention) and the Encoder-Decoder method based on the attention mechanism. First, the initial vibration signal of the rolling bearing was converted into a frequency domain amplitude signal using the fast Fourier transform (FFT) method. Then, a model based on attention mechanism was designed, in which degenerate feature extraction was performed by using CNN-attention, RUL prediction was performed by using the Encoder-Decoder network based on attention mechanism, and the problem of memory decay in the recurrent neural network in long-distance signal transmission was further solved. Finally, in order to verify the validity of the feature extraction model as well as the lifetime prediction model, the experiments were conducted with the PHM 2012 bearing degradation data set using the PRONOSTIA experimental platform for accelerated bearing degradation. And the obtained predictions were compared with the predictions without the attention mechanism model and the results of other literature methods. The experiment results show that compared with the results obtained by other methods, the average absolute errors of the method based on the attention mechanism model are reduced by 29.41%, 32.00%, 29.56%, 32.34%, and the average scores are

收稿日期: 2022-05-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62076215); 江苏省产学研合作项目(BY2022502)

作者简介: 卢瑾(1997-), 女, 江苏泰州人, 硕士研究生, 主要从事机械设备故障预测与健康管理方面研究。E-mail: 924810268@qq.com

通信联系人: 张永平, 男, 博士, 副教授, 博士生导师。E-mail: zhy916@163.com

increased by 0.39%, 0.98%, 0.82% and 15.46%. The research results show that, in terms of bearing RUL prediction, the attention mechanism-based bearing remaining useful life prediction model (method) is effective.

Key words: remaining useful life (RUL); convolutional neural network-attention mechanism network (CNN-attention); Encoder-Decoder model; degenerate feature extraction; lifetime prediction model of rolling bearing; memory degradation

0 引言

当前,滚动轴承在众多旋转机械设备中得到了广泛应用。为了保障设备的安全可靠运行,滚动轴承在其中发挥着重要的作用。

滚动轴承一旦发生故障,将会导致旋转机械设备发生一系列故障,甚至造成恶性生产事故^[1,2]。因此,准确地预测轴承剩余使用寿命对旋转机械的安全运行和对其进行预防性维修决策具有重大意义^[3]。

现有的故障预测和健康管理方法可分为3大类:(1)基于物理模型方法;(2)数据驱动方法;(3)二者混合的方法^[4]。其中,数据驱动方法的特点是根据历史传感器数据对退化特性进行建模。数据驱动方法的应用范围非常广泛,而深度学习^[5]作为数据驱动方法的一种,也已在各领域中得到了一定程度的应用。

REN L 等人^[6]提取了轴承故障特征中的时域、频域及时频域的联合特征,并将其输入深度自编码器中,对轴承 RUL 进行了预测,得到了较好的 RUL 预测效果;但人工提取时域、频域及时频域特征需要耗费研究人员大量的精力,因此,特征提取方法由于过于依赖专家经验而显得费时费力。

CNN 作为一种深度学习方法,在机械设备故障诊断领域中应用较为广泛。CNN 能够挖掘大量数据中的深层特征。张继冬等人^[7]采用 CNN 方法对轴承故障输入信号进行了特征自学习和轴承剩余寿命预测,但在其模型训练过程中,基于 CNN 的预测模型常会出现梯度爆炸问题,导致其预测结果经常产生偏差。为此,孙淑娥等人^[8]在 CNN 的基础上,提出了一种基于 CNN 的数据融合算法,并将其引入 attention 模型,用以提高其关键信息的提取能力。

目前,CNN 和 attention 结构已经被成功应用于滚动轴承故障诊断领域。

除 CNN 和 attention 外,长短期记忆网络(long short-term memory network, LSTM)是另一种常用的预测网络。该网络通过引入“门结构”机制,极大地提高了轴承剩余寿命预测的准确性。双向长短时记忆网络(bi-directional long short-term memory network, BiLSTM)是 LSTM 算法的一个拓展。由于 BiLSTM 模型可以使

LSTM 在前向和后向两个方向同时处理序列,提高了网络的预测性能。

王玉静等人^[9]采用 CNN 进行了轴承的特征提取,并将特征输入 LSTM 中,构建了轴承的健康指标,从而达到了对轴承剩余寿命进行预测的目的;但在长序列输入情况下,LSTM 的预测能力会快速下降,从而影响了其预测精度。赵广谦等人^[10]将轴承故障特征输入到基于 attention 的 CNN-BiLSTM 网络中,进行了轴承 RUL 的预测,通过 attention 机制,在一定程度上缓解了预测中因序列过长而造成记忆衰退等问题;但在长序列输入情况下,其预测精度仍然不高,有待于改进。

SCHMIDHUBER J^[11]提出了一种基于 seq2seq 的 Encoder-Decoder 模型。由于 Encoder-Decoder 结构的内部大小固定,因此,它可以很容易地从输入、输出列表组成的模型定义中构造,并从模型中训练数据;但该方法在轴承剩余寿命预测领域的预测精度还有待于提高。

因此,笔者在 Encoder-Decoder 模型中加入注意力机制(该方法能够很好地关注重要特征,避免预测中的序列过长而造成记忆衰退等问题),即将 CNN-attention 和基于注意力机制的 Encoder-Decoder 相结合,提出一种基于注意力机制的模型。

在该模型中,笔者将 attention 引入 CNN 进行特征提取,并将自注意力机制引入 LSTM 和 BiLSTM 搭建的 Encoder-Decoder 模型中,进行轴承寿命预测,通过对 PHM2012 数据集进行分析,以验证该方法的有效性。

1 理论背景

1.1 CNN-attention 网络

CNN 的卷积层是一种有效的特征提取方法^[12]。AURKO R 等人^[13]给出了 attention 的一般框架。这种模型的概念源于人们对事物的关注分布的差异,其数学本质为加权求和。

在 CNN 模型中,需要通过一维卷积操作来提取时序数据的局部特征。然而卷积核只能提取到局部信息,难以获得长距离信息。故笔者在此处引入自注意

力机制模型,用以弥补其捕获序列的长短距离依赖性的不足。

笔者结合 CNN 以及 attention 模块,提出一种 CNN-attention 模型。

1.2 基于注意力机制的 Encoder-Decoder 网络

循环神经网络的 Encoder-Decoder 网络^[14]结构图如图 1 所示。

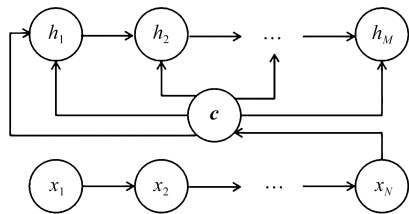


图 1 Encoder-Decoder 结构图
 x_1, x_2, x_3 —输入; h_1, h_2, h_3 —隐藏层; c —上下文信息

在循环神经网络的 Encoder-Decoder 网络中,编码器基于输入数据,获取上下文信息 c ;解码器基于上下文信息 c 和前一序列数据,进行运算。

输出 y_t 如下式所示:

$$P(y_t | y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_1, c) = g(h_t, y_{t-1}, c) \quad (1)$$

式中: h_t — t 时刻的隐藏层信息; $g(\cdot)$ —激活函数; y_t — t 时刻的输出; x_t — t 时刻的输入; y_{t-1} — $t-1$ 时刻的输出。

基于注意力机制的 Encoder-Decoder 网络结构图如图 2 所示。

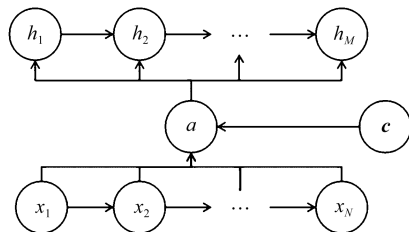


图 2 基于注意力机制的 Encoder-Decoder 网络结构图
 a —注意力门

在 Encoder-Decoder 网络中,基于注意力机制的 Encoder-Decoder 网络引入注意力机制^[15],相当于在上下文信息 c 进行输出运算之前,加上一道门 a ,这样根据输入数据可以更好地计算输出数据。

基于注意力机制的 Encoder-Decoder 网络使用 BiLSTM 网络作为编码器,保证编码器的输出包含了从正、反两个方向上传递过来的数据信息,进一步提高信息在时间维度上的全局交流。

最后笔者使用带注意力门的 LSTM 网络作为解码器,在概览全局信息的同时,有目的地提取有效信息,

根据健康状态指标,对轴承剩余使用寿命进行准确预测。

2 滚动轴承 RUL 预测

2.1 预测模型

基于注意力机制模型,在 CNN 中融入注意力机制,在特征提取的同时,充分关注重要特征以及长距离特征;又在基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型(用于寿命预测)中,充分利用了 LSTM 的序列学习能力。

在此基础上,笔者采用基于注意力机制的编码器-解码器模型,避免了预测中因序列过长而造成记忆衰退等问题,从而进一步提高轴承剩余使用寿命预测的准确性。

基于注意力机制模型的结构图如图 3 所示。

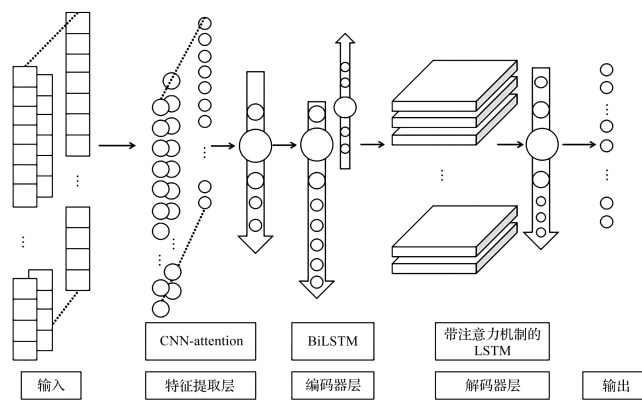


图 3 基于注意力机制模型的结构示意图

该模型主要包含 3 个组成部分:

1)特征提取层。CNN-attention 网络提取重要特征;注意力机制为自注意力机制。卷积层的卷积通道数为 64,卷积核大小为 8;

2)编码器层。该层采用 BiLSTM 网络进行编码,确保编码器能同时接收来自正、负两个方向的数据,从而在时间维度上实现信息的整体交互;BiLSTM 的隐藏层神经元数量为 200;

3)解码器层。该层采用带注意力机制的 LSTM 网络进行解码,在对信息进行全面了解的基础上,对有效信息进行有针对性地提取,对轴承健康指数进行精确的趋势预测;LSTM 的隐藏层神经元数量为 200,注意力的计算方式为 concat。

2.2 预测流程

基于注意力机制模型的轴承 RUL 预测流程图如图 4 所示。

具体的预测流程如下:

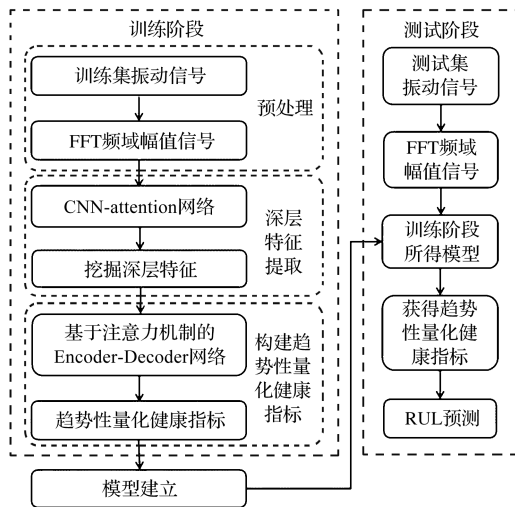


图4 基于注意力机制模型的轴承 RUL 预测流程图

- 1) 利用 FFT 方法对训练集进行处理,获得频域幅值信号,并对其进行归一化处理;
- 2) 以处理后的信号为特征,以寿命百分比为输出,对其进行模型训练;
- 3) 将处理后的信号作为 CNN-attention 的输入,运用卷积层提取局部信息,运用注意力机制提取长距离信息,挖掘时序数据的长短距离信息,获取深层特征;
- 4) 再将深层特征输入到基于注意力机制的 Encoder-Decoder 网络中,利用 LSTM 网络和 BiLSTM 网络对时间序列数据的良好学习能力,并结合编码器-解码器网络和注意力机制的优势,建立预测模型;
- 5) 利用 FFT 方法对测试集进行处理,将处理后的频域幅值信号输入预测模型,得到了每个测试集的预测值,即趋势量化健康指标;
- 6) 对预测结果进行线性回归,从而得出滚动轴承 RUL 预测值。

3 实验与结果分析

3.1 实验数据及预处理

此处,笔者对模型进行验证的数据集是 2012 年发表在 IEEE 2012 PHM 数据挑战赛上的滚动轴承退化数据集^[16]。

该数据集由 PRONOSTIA 实验平台采集获得。

PRONOSTIA 采集装置如图 5 所示。

图 5 中:加速度传感器每隔 10 s 采集一次数据,采样频率为 25.6 kHz,每次采样时长为 0.1 s,即每次采集 2 560 个数据点;当数据点的加速度幅值大于 20 g 时,则视为轴承失效。

PHM2012 数据集信息如表 1 所示。

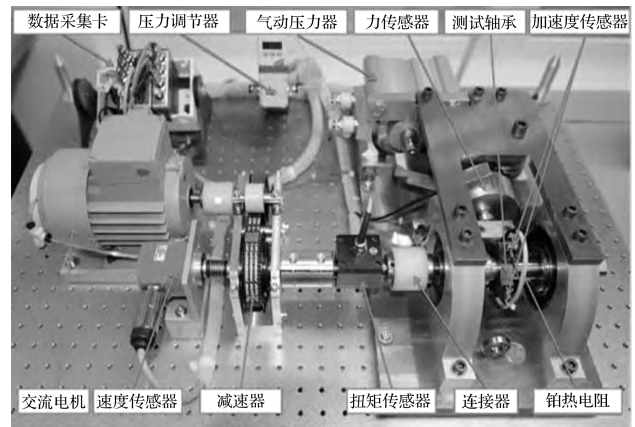


图5 PRONOSTIA 采集平台

表 1 PHM2012 数据集工况信息

运行工况	工况 1	工况 2	工况 3
转速/(r/min)	1 800	1 650	1 500
负载/N	4 000	4 200	5 000
训练集	Bearing1_1 Bearing1_2	Bearing2_1 Bearing2_2	Bearing3_1 Bearing3_2
测试集	Bearing1_3 Bearing1_4 Bearing1_5 Bearing1_6 Bearing1_7	Bearing2_3 Bearing2_4 Bearing2_5 Bearing2_6 Bearing2_7	Bearing3_3

该数据集包含 3 种工况,共有 17 组滚动轴承全寿命退化数据。这 17 组数据被划分为 6 组训练集与 11 组测试集。

笔者采用 FFT 方法对轴承退化数据集进行了预处理,并将处理后一半的信号作为输入。转换后的信号可以更直观地描述轴承的退化特性。

3.2 模型训练

为了使模型能够充分拟合特征与预测值的关系,在整个寿命周期中,笔者随机选择一段含有正常和退化特征的轴承寿命周期数据,并抽取其频域幅值信号作为模型的输入,从而实现数据增强的目的。

预测模型损失函数为均方误差;训练优化器为 Adam 优化器,学习率为 0.005。

笔者采用一次线性函数拟合预测值,得到预测值的未来趋势,以此来计算轴承 RUL 的预测值。

轴承 1_5 的拟合结果如图 6 所示。

从图 6 中可以看出:该模型拟合退化趋势后,得到轴承 RUL 的预测效果较好。

3.3 结果分析

为更全面地评价轴承 RUL 的预测结果,笔者选用平均绝对相对误差 $|E_r|$ 和实用性成绩 $Score$ 作为评价指标,用于评估上述预测模型的有效性,其计算公式如下:

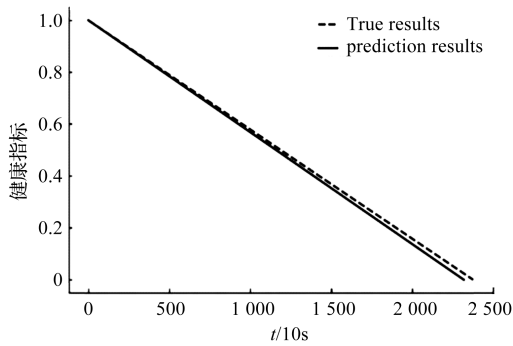


图 6 轴承 1_5 预测结果

$$Er_i = \frac{actRUL_i - preRUL_i}{actRUL_i} \times 100\% \quad (2)$$

$$\overline{Er} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Er_i \quad (3)$$

$$|\overline{Er}| = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Er_i| \quad (4)$$

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

$$Score = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i) \quad (6)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [f(i) - \hat{f}(i)]^2 \quad (7)$$

式中： N —样本数量； $actRUL_i$ —轴承的实际 RUL 值； $preRUL_i$ —轴承的预测 RUL 值； Er_i —第 i 个样本的百分比误差； $f(i)$ —样本的真实 RUL 标签； $\hat{f}(i)$ —神经网络预测的轴承 RUL 值。

模型训练阶段的均方误差，即模型训练损失曲线，如图 7 所示。

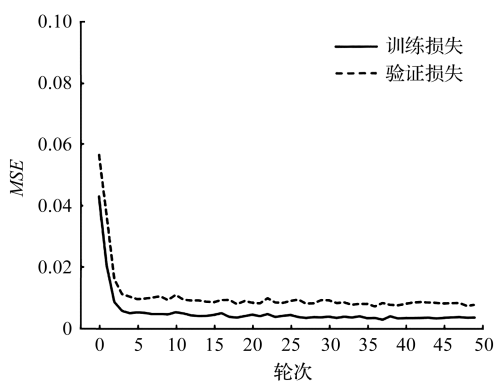


图 7 模型训练损失曲线

图 7 中：训练损失与验证损失的曲线波动较小，整体过程运行稳定。

为了证明该方法的有效性，笔者设置了另外两种对比实验，将基于注意力机制的方法与文献 [17] 和文献 [18] 的方法进行比较。

基于注意力机制的方法与其他 4 种方案的构成如

表 2 所示。

表 2 基于注意力机制的方法与其他 4 种方案的构成

预测方法	特征提取模型	预测模型
基于注意力机制的方法	CNN-attention	基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型 (LSTM)
方案一	CNN	基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型 (LSTM)
方案二	CNN-attention	BiLSTM
方案三		基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型 (GRU)
方案四	CNN	LSTM

为了验证特征提取模型的有效性，方案一在预测模型相同的情况下，用 CNN 模型与 CNN-attention 模型进行对比；

为了验证寿命预测模型的有效性，方案二在特征提取模型相同的情况下，用 BiLSTM 模型与基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型 (LSTM) 进行对比 [19,20]。

为了验证所提出的模型的有效性，笔者将其与 4 种方案进行对比，并列出了轴承测试集在预测模型中的平均绝对误差与平均得分。

PHM 2012 数据集 RUL 预测结果与比较如表 3 所示。

表 3 PHM 2012 数据集 RUL 预测结果与比较

轴承型号	误差				
	基于注意力机制的方法	方案一	方案二	方案三	方案四
Bearing1_3	50.84	50.17	49.56	7.62	54.73
Bearing1_4	43.56	31.28	32.56	-157.71	38.69
Bearing1_5	1.37	-116.15	-116.52	-72.57	-99.4
Bearing1_6	-10.14	-138.36	-138.77	0.93	-120.07
Bearing1_7	78.26	67.4	67.87	85.99	70.65
Bearing2_3	78.39	72.54	73.04	81.24	75.53
Bearing2_4	13.45	11.87	12.95	9.04	19.81
Bearing2_5	44.11	-0.55	-0.06	28.19	8.2
Bearing2_6	15.19	9.77	10.78	24.92	17.87
Bearing2_7	2.93	9.66	3.28	19.06	1.69
Bearing3_3	6.46	0.37	-0.49	2.09	2.93
平均绝对误差	31.34	46.19	46.09	44.49	46.32
score	0.442	0.4267	0.4377	0.4384	0.3828

从上述结果可以看出：

1) 当同样采用基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型进行预测时，与 CNN 方法相比，笔者所提的 CNN-attention 方法的平均绝对误差降低了 29.41%，平均得分提高了 0.39%；

2) 自注意力机制模块的引入,在一定程度上提高了捕获时序数据长距离时间相关性的能力,弥补了卷积核很难获取远距离信息的缺陷,可以提取更精确的故障特征,从而达到了提高轴承 RUL 预测精度的目的;

3) 在同样采用 CNN-attention 作为输入时,与 BiLSTM 方法相比,基于注意力机制的 Encoder-Decoder 方法的平均绝对误差降低了 32%,平均得分提高了 0.98%;

4) 基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型,可以从输入序列和输出序列中学习到各特征向量之间的关系,可以更好地关注轴承 RUL 预测过程中的重要特征,从而达到提升轴承 RUL 预测精度的目的。

通过上述两个实验的比较,笔者将 CNN-attention 和基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型结合起来,可以发现原始振动与轴承状态的潜在关系,可以了解大多数轴承的退化趋势,从而将延迟预测($E_i < 0$)控制在更小的范围之内。

综合所有评价指标可以看出,笔者所提出的模型预测效果最优。

与方案三和方案四相比,该方法的平均绝对误差分别下降 29.56%、32.34%,平均得分分别增加 0.82%、15.46%,从而说明了该方法的优势。

综上所述,笔者所提出的 CNN-attention 和基于注意力机制的 Encoder-Decoder 模型相结合的方法,能更有效地预测滚动轴承的剩余寿命。

4 结束语

由于现有轴承振动信号的特征提取方法过分依赖于专家经验,同时在轴承寿命预测中存在因序列过长而导致记忆力退化等问题,为此,笔者结合 CNN-attention 和基于注意力机制的 Encoder-Decoder 方法,提出了一种用于滚动轴承 RUL 的预测模型。

最后,为了验证特征提取模型以及寿命预测模型的有效性,采用 PHM 2012 轴承退化数据集,通过轴承加速退化 PRONOSTIA 实验平台进行了实验,并将其所得结果与未采用注意力机制模型的预测结果以及其他文献方法所得结果进行了对比。

研究表明:

1) 在利用 CNN 提取局部特征的同时,CNN-attention 特征提取模型可利用自注意力机制,提取远

距离特征,有效提取了轴承数据的长短距离特征,并有效地解决了特征提取方法过分依赖于专家经验的问题;

2) 基于注意力机制的 Encoder-Decoder 的寿命预测模型,利用 LSTM 和 BiLSTM 进行时间序列预测,并利用基于注意力机制的 Encoder-Decoder,解决了时间序列预测中因序列过长而导致的记忆力退化问题。

在少量退化数据的情况下,如何更准确地对轴承的剩余寿命进行预测,仍是一个值得研究和关注的问题。因此,在下一步的工作中,笔者将针对少量退化数据的情况,对轴承 RUL 进行精确预测的方法做进一步的研究。

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 (5):206-216.
- [2] 郑近德,代俊习,朱小龙,等. 基于改进多尺度模糊熵的滚动轴承故障诊断方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2018, 38 (5):929-934.
- [3] 王奉涛,陈旭涛,柳晨曦,等. 基于 KPCA 和 WPHM 的滚动轴承可靠性评估与寿命预测[J]. *振动、测试与诊断*, 2017, 37(3):476-483.
- [4] KHELIF R, CHEBEL-MORELLO B, MALINOWSKI S, et al. Direct remaining useful life estimation based on support vector regression [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, 64(3):2276-2285.
- [5] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. *Science*, 2006, 313(5786):504-507.
- [6] REN L, SUN Y Q, CUI J, et al. Bearing remaining useful life prediction based on deep autoencoder and deep neural networks [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2018, 48 (7):71-77.
- [7] 张继冬,邹益胜,邓佳林,等. 基于全卷积神经网络的轴承剩余寿命预测 [J]. *中国机械工程*, 2019, 30(18):2231-2235.
- [8] 孙淑娥,姚柳,赵怡. 基于卷积神经网络的时间序列数据融合算法 [J]. *西安石油大学学报*, 2021, 36(5):136-142.

(下转第 551 页)

本文引用格式:

卢瑾,张永平. 基于注意力机制的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. *机电工程*, 2023, 40(4):516-521, 551.

LU Jin, ZHANG Yong-ping. Remaining useful life prediction of rolling bearings based on attention mechanism [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2023, 40(4):516-521, 551.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

- dependent reliability [J]. **Reliability Engineering & System Safety**, 2007, 92(12):1651-1658.
- [7] 白恩军. 齿轮传动系统可靠性分析与建模[D]. 东北大学机械科学与自动化学院, 2018.
- [8] XIE L, LIU J, WU N, QIAN W. Backwards statistical inference method for P-S-N curve fitting with small-sample experiment data [J]. **International Journal of Fatigue**, 2014, 63(6):62-67.
- [9] 刘文飞, 刘志明, 薛海, 等. 基于样本信息重构的小子样 P-S-N 曲线拟合方法[J]. **铁道学报**, 2018, 40(7):47-53.
- [10] HEFFERN T V. Probabilistic modeling and simulation of metal fatigue life prediction [J]. **Thesis Collection**, 2002, 30(23):62-68.
- [11] 马洪义, 谢里阳. 基于系统 PSN 曲线的齿轮箱疲劳可靠度评估 [J]. **北京航空航天大学学报**, 2018, 44(5):975-981.
- [12] 王付远, 周思柱, 曾云, 等. 工程 P-S-N 曲线小样本拟合方法比较 [J]. **科学技术与工程**, 2019, 19(35):101-106.
- [13] 徐科飞. 喷丸工艺对 18CrNiMo7-6 齿轮弯曲疲劳强度的影响研究 [D]. 郑州大学机械工程学院, 2016.
- [14] BUCAR T, NAGODE M, FAJDIGA M. A neural network approach to describing the scatter of S-N curves [J]. **International Journal of Fatigue**, 2006, 12(25):72-80.
- [15] SHIMIZU S, TOSHA K, TSUCHIYA K. New data analysis of probabilistic stress-life (P-S-N) curve and its application for structural materials-science direct [J]. **International Journal of Fatigue**, 2010, 32(3):565-575.
- [16] 全国齿轮标准化技术委员会. 齿轮接触疲劳强度试验方法: GB/T 14229-2021: [S]. 北京: 中国标准出版社, 2021:24-29
- [17] 全国齿轮标准化技术委员会. 齿轮弯曲疲劳强度试验方法: GB/T 14230-2021: [S]. 北京: 中国标准出版社, 2021:28-32
- [18] 凌丹. 威布尔分布模型及其在机械可靠性中的应用研究 [D]. 电子科技大学机械电子工程学院, 2011.
- [19] 闻邦椿. 机械设计手册: 疲劳强度与可靠性设计 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2015.
- [20] 刘惟信. 机械可靠性设计 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1996.
- [21] 卢玉明. 机械零件的可靠性设计 [M]. 北京: 高等教育出版社, 1989.
- [22] 许卫宝, 钟涛. 机械产品可靠性设计与试验 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2015.
- [23] 张锴, 董俊华, 高炳军. 氟化工管道用套管检漏法的可靠性分析 [J]. **压力容器**, 2021, 38(1):47-54, 74.
- [24] DUQUESNAY D L, UNDERHILL P R. Fatigue life scatter in 7xxx series aluminum alloys [J]. **International Journal of Fatigue**, 2010, 32(2):398-402.

[编辑: 司红岩]

本文引用格式:

裴 帮, 李志远, 赵家栋, 等. 地铁齿轮的 C-P-S-N 曲线研究及其可靠性分析 [J]. **机电工程**, 2023, 40(4):542-551.PEI Bang, LI Zhi-yuan, ZHAO Jia-dong, et al. C-P-S-N curve of metro gear and its reliability analysis [J]. **Journal of Mechanical & Electrical Engineering**, 2023, 40(4):542-551.
《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>

(上接第 521 页)

- [9] 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, 617.
- [10] 赵广谦, 姜培刚, 林天然. 基于 CNN-BiLSTM 网络及注意力机制的智能滚动轴承剩余寿命预测方法 [J]. **机电工程**, 2021, 38(10):1253-1260.
- [11] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: an overview [J]. **Neural Networks**, 2015, 61(1):85-117.
- [12] CHOLLET F. Python 深度学习 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2018.
- [13] ROY A, SAFFAR M, VASWANI A, et al. Efficient content-based sparse attention with routing transformer [J]. **Transactions of the Association for Computational Linguistics**, 2021, 9(3):53-68.
- [14] CHO K, MERRIENBOER V, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation [J]. **Computer Science**, 2014, 6(10):78.
- [15] LUONG M T, PHAM H, MANNING C D. Effective approaches to attention-based neural machine translation [J]. **Computer Science**, 2015, 8(4):25.
- [16] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHER K, et al. PRONOSTIA: An Experimental Platform for Bearings Accelerated Degradation Tests [C]//IEEE. International Conference on Prognostics and Health Management. Denver: [s. n.], 2012:1-8.
- [17] CHEN Y, PENG G, ZHU Z, et al. A novel deep learning method based on attention mechanism for bearing remaining useful life prediction [J]. **Applied Soft Computing**, 2020, 86(1):105919.
- [18] HINCHI A 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(1):123-132.
- [19] 武冲锋. 一种轴承核密度估计的剩余寿命预测研究 [J]. **机电工程技术**, 2022, 51(7):104-107.
- [20] 李颖, 吴仕虎, 王鹏. 基于 MATLAB 的滚动轴承寿命计算系统 [J]. **机电工程技术**, 2022, 51(11):38-42.

[编辑: 李辉]