

基于 AELSTM 模型迁移学习的滚动轴承剩余寿命预测^{*}

赵颖超¹ 张 苑^{1,2} 岳新宇¹ 张自豪¹

(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:滚动轴承是机械设备中的重要零件,其工作状态直接关系到设备的运行,一旦发生故障会引起整个设备的正常运行,甚至引发重大的安全事故,因此,对其剩余寿命预测对设备的健康管理具有重要意义。提出了一种基于自编码-长短期记忆网络(autoencoder-long short term memory, AELSTM)迁移学习(transfer learning, TL)的滚动轴承剩余寿命预测方法,首先采用自动编码器自动提取源域中原始振动信号中的特征,再构建双层 LSTM 模型对剩余寿命进行预测,通过源域中训练获得 AELSTM 模型,再用目标域中的数据对 AELSTM 模型训练,完成对模型参数的微调,最后用调整好的模型对目标域中的数据进行预测。通过参数共享和微调两种方法,大大简化了模型在目标域上的训练过程。试验结果表明,在同轴承不同工况下,所提出模型相比于其他 4 种迁移学习方法的均方根误差分别降低了 45.9%、58.9%、42.8%以及 83.8%;在不同轴承不同工况下,所提出模型的均方根误差分别降低了 16.9%、18.9%、11.7%以及 8.9%。

关键词:剩余寿命预测;模型迁移;长短期记忆网络;自编码

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

Rolling bearing remaining life prediction based on AELSTM and model transfer learning

Zhao Yingchao¹ Zhang Wan^{1,2} Yue Xinyu¹ Zhang Zihao¹

(1. School of Automation, Nanjing University of Information and Science, 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 bearings are important components in mechanical equipment, and their operational status is directly related to the operation of the equipment. When a failure occurs, it can disrupt the normal operation of the entire device, potentially leading to significant safety accidents. Therefore, predicting the remaining lifespan of these bearings is of crucial significance for equipment health management. This paper introduces a method for predicting the remaining lifespan of rolling bearings based on the transfer of an AELSTM model. Firstly, an autoencoder is utilized to automatically extract features from the raw vibration signals in the source domain. Subsequently, a two-layer LSTM model is constructed to predict the remaining lifespan. The AELSTM model is trained in the source domain and then fine-tuned with data from the target domain to adjust the model parameters. Finally, the adjusted model is used to predict the data in the target domain. By employing parameter sharing and fine-tuning methods, the training process of the model in the target domain is greatly simplified. The experimental results indicate that, under different operating conditions of the same bearing, the proposed model exhibited a reduction in root mean square error compared to four other transfer learning methods by 45.9%, 58.9%, 42.8%, and 83.8% respectively. In the case of different bearings under various operating conditions, the proposed model demonstrated reductions by 16.9%, 18.9%, 11.7%, and 8.9% respectively.

Keywords: remaining useful life prediction; model transfer; long short term memory; autoencoder

收稿日期:2023-08-17

^{*} 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)资助

0 引言

滚动轴承是旋转机械设备中最关键的零件之一,轴承的健康状态对整个设备的运行状况有着直接的关系。据统计,因滚动轴承损坏而引发的旋转机械故障占有故障的30%以上^[1],因此,对滚动轴承的剩余寿命预测具有重要的意义^[2]。

通常情况下,对轴承的剩余寿命预测有3种方法,分别是数据驱动方法、基于模型驱动方法以及二者混合的方法。由于基于模型的预测方法要求具有大量的专业知识并且耗费大量的人力物力,泛化性受限^[3]。所以目前的研究方向主要是集中在数据驱动方法。近年来,深度学习的应用较为广泛,它在对机械装置中滚动轴承的诊断和预测任务起到了重要的推动作用。许多国内外学者在基于新一代人工智能下的数据驱动技术对轴承剩余寿命预测做了深入研究。Cheng等^[4]建立了基于持续小波变换的局部二值卷积神经网络结构,利用轴承故障实验结果验证了该方法的正确性。薛林等^[5]针对滚动轴承振动信号的周期性特点提出了一种基于Autoformer模型的滚动轴承剩余寿命预测方法,提高了滚动轴承剩余寿命预测的准确度。Yan等^[6]利用深度置信网络提取振动原始数据的多尺度信息,实现了对轴承故障有效的诊断。李云朋等^[7]基于Zynq7020平台和深度学习算法设计了一种嵌入式轴承故障诊断系统,解决了传统故障诊断模式在信号长距离传输过程中易出现的干扰、失真以及数据处理困难等问题。孙康等^[8]针对滚动轴承早期振动信号的强非线性特征,难以判断故障类型这一问题,提出了以相关峭度和Lya-punov指数为综合目标函数的优化变分模态分解参数优化方法,实现了对轴承故障的诊断。

然而,随着研究的深入,人们发现深度学习在预测轴承剩余寿命方面受到了很多限制。深度学习模型需要训练大量的数据,并且要求源域数据和目标域数据有相似的分佈特征,才能表现出较好的效果。然而轴承所在机械设备的工况是千变万化的,采集到的数据也具有更高的随机性,导致深度学习的效果并不是很理想^[9]。迁移学习(transfer learning, TL)则能很好地克服这类问题,其具有很强的领域适应性,在轴承剩余寿命预测方面有突出表现。Guo等^[10]搭建了卷积迁移网络,并且加入了分布适配与条件识别,以此来解决目标领域的机械故障诊断与剩余寿命预测等问题。Singh等^[11]为减少所提取的数据中的冗余信息,提高深度学习的适用性,将最小冗余最大关联与深度迁移学习框架相结合,解决了这一问题。汪立雄等^[12]提出使用深度置信网络(DBN)对振动信号构建轴承健康因子作为迁移成分,使用长短期记忆(long short term memory, LSTM)模型为基础,进行滚动轴承寿命的预测。苏浩等^[13]提出一种基于深度对比迁移学习的方法,用于在变工况情况下对轴承故障的智能诊断,解决了故障诊断中因工况时变性而引起的诊断模型性能下降的问题。针

对多工况下智能识别滚动轴承故障声发射信号的问题,于洋等^[14]提出了一种结合LSTM与迁移学习的故障识别方法,摆脱了对先验故障数据的过分依赖。Zou等^[15]为了提高模型的迁移诊断性能,使用方差约束提高深度卷积Wasserstein对抗网络特征的聚合能力,使得模型能够根据类别对齐特征。陈保家等^[16]提出了一种多源域迁移学习方法,解决了在实验数据稀少情况下滚动轴承故障诊断分类精度较低的问题。

由此可见,深度学习模型训练时间较长,且实际工程中失效数据的有限性,而试验环境下可以获得充足的数据,如何将试验环境下构建的模型迁移到实际工程中,减少对实际工程中对大量数据样本的依赖性和训练的时间,是实现实际工程中准确剩余寿命预测的关键。

综上所述,针对实际工程中的同轴承不同工况和不同轴承不同工况的迁移任务,提出了一种基于自编码(autoencoder, AE)-LSTM-TL的滚动轴承剩余寿命预测方法,采用自动编码器自动提取源域中原始振动信号中的特征,再构建双层LSTM模型对剩余寿命进行预测,通过源域中训练获得AELSTM模型,再用目标域中的数据对AELSTM模型训练,完成对模型参数的微调,最后用调整好的模型对目标域中的数据进行预测,所提出的模型可以很好地处理长时间依赖关系的时间序列数据,并将其应用于不同的迁移任务下的滚动轴承剩余寿命预测。

1 基本原理

1.1 自编码

AE是深度学习网络中一种对称的网络结构,最开始使用在数字图像处理领域,但现在已经被广泛应用于多个领域,如模式识别、提取特征等。AE是一种特别有效的特征提取网络算法,其网络示意图如图1所示。

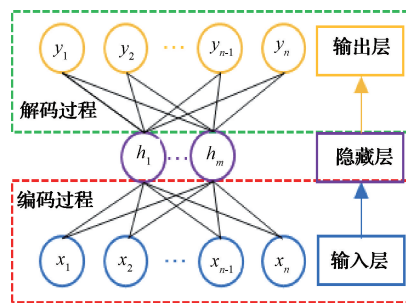


图1 自编码器基本结构

一个自编码器的前两层构成编码器,输入信号与神经元的权重进行内积运算后,经过非线性的激活函数输出,从而得到输入数据隐含的特征^[17]。从输入层到隐藏层的原始数据 x 的编码过程如下:

$$h = g\theta_1(x) = \sigma(W_1x + b_1) \quad (1)$$

式中: W_1 与 b_1 为编码器的权重偏置; σ_1 为编码层激活函数。AE的后两层为解码器,负责把编码器提取的特征进

行重构,使得输出与输入差异最小。从隐藏层到输出层的解码过程如下:

$$\hat{x} = g\theta_2(h) = \sigma_2(W_2h + b_2) \quad (2)$$

式中: W_2 和 b_2 分别为解码层的权重和偏置; σ_2 为解码层的激活函数。一般通过增加编码器的层数以提高编码器信号压缩以及重构的能力,对于第 m 层自编码器,其编码和解码函数分别为:

$$h_m = \sigma_e(w_{m,i}h_{m,i} + b_{m,i}) \quad (3)$$

$$h'_m = \sigma_e(w_{m,i+1}h_{m,i+1} + b_{m,i+1}) \quad (4)$$

式中: $w_{m,i+1}$ 和 $w_{m,i}$ 分别为第 m 层 AE 编码器和解码器权重; $b_{m,i}$ 和 $b_{m,i+1}$ 分别为偏置; h'_m 为第 m 层输入 h_m 的重构。通过调节权重与偏置式重构误差最小,及缩小 h'_m 与 h_m 的差距,则算法的优化目标函数如下:

$$J(w, b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|h_m - h'_m\|^2 \quad (5)$$

使用大量的数据对该神经网络进行多轮训练调整网络参数来实现编码器的功能,隐藏层的输出为输入数据的特征。同时可以对中间层的输出进行解码,实现信号还原。当输入数据与该网络的输出数据的误差在一定允许的误差内时,可以认为该网络提取的特征是完备的,有效包含了输入数据大部分有效信息。

1.2 长短期循环神经网络

LSTM 网络具有很强的记忆能力与学习非线性映射的能力,通过加入门控函数,来决定遗忘旧信息量与可以接收的新信息量,同时 LSTM 能够提取早期数据中的重要信息,来实现远距离的信息传输,这说明了 LSTM 网络更加擅长处理存在长期依赖现象的时间序列, LSTM 结构如图 2 所示。

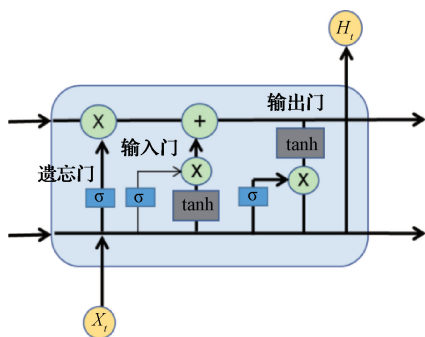


图2 LSTM 结构

LSTM 循环单元采用遗忘门、更新门以及输出门机制,能够在较大范围内保存和传递上下文信息^[18]。

遗忘门是从历史信息中选择出重要的信息进行记忆,对细胞状态中的历史信息选择性丢弃,此时的输入为 $t-1$ 时刻的隐藏层信息 h_{t-1} 和当前 t 时刻输入信息 x_t ; 计算公式如下:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (6)$$

输入门根据输入与上个时刻的隐藏层输入来计算得

到接受概率,来选择性接受新信息,分为两步进行,首先为通过 σ 得到更新值,其次为通过 $\tanh$ 获得当前 t 时刻的候选细胞,计算公式如下:

$$I_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (7)$$

$$\bar{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (8)$$

$$C_t = C_{t-1} \times f_t + \bar{C}_t \times I_t \quad (9)$$

输出门分为两个部分,首先利用 σ 计算细胞单元状态得到新的输出信息 o_t , 其次将 t 时刻输出信息 o_t 和 t 时刻细胞单元状态 C_t 通过 $\tanh$ 计算得到 t 时刻隐藏层信息 h_t , 计算公式如下:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (10)$$

$$h_t = \tanh(C_t) \times o_t \quad (11)$$

1.3 迁移学习模型

迁移学习是为了解决工业领域数据稀缺的问题所提出的,属于机器学习的研究范畴,迁移学习作为机器学习的一个非常关键的子领域,非常擅长将所学习到的新知识应用到新的领域中,来增强计算机解决新问题的能力。参考庄福振等^[19]的定义方法,迁移学习的定义形式如下:源领域 D_s 与源领域相关的学习任务 T_s , 目标领域 D_T 与目标领域相关的学习任务 T_T 。迁移学习的目的就是利用源领域 D_s 和相关的学习任务 T_s 所得出的模型 $f_s(\cdot)$ 来帮助学习目标领域的模型 $f_T(\cdot)$ 。

在源领域的目标领域的任务较为相似时,源领域模型可以经过微调对目标领域进行精确评估。为了保证源领域的模型精确可靠,深度学习的网络模型对源领域的数据具有一定要求,首先要求拥有足够的样本数据来进行网络模型的训练,并且要求测试与训练样本的分布一致,再搭建源领域的网络模型,并完成模型的训练。

当源领域与目标领域的分布不一致时,模型迁移不再需要从头开始训练,而是将网络的特征提取层的参数保持不变,通过将源领域模型的参数作为目标领域的初始参数,使用少量目的领域样本对网络进行再训练即可得到最后模型。模型迁移不仅仅可以减少训练模型所需要的时间,也解决了目标领域数据稀少的问题,实现了源领域至目标领域的建模问题。

2 基于 AELSTM-TL 的滚动轴承剩余寿命预测

图 3 所示为基于 AELSTM-TL 的滚动轴承模型,首先,源域数据输入到自编码模型进行特征提取,再冻结自 AELSTM 模型,实现参数共享;然后,使用目的领域的数据对 AELSTM 模型训练,完成对模型参数的微调。迁移学习模型是通过参数共享和微调两种方法,大大简化了模型在目标域上的训练过程。

本文使用两层的 LSTM 模型(第 1 层 30 个神经元,第 2 层 30 个神经元,最后的全连接层 1 个神经元)对源领域的数据进行搭建模型,与单层的 LSTM 模型相比,提取时

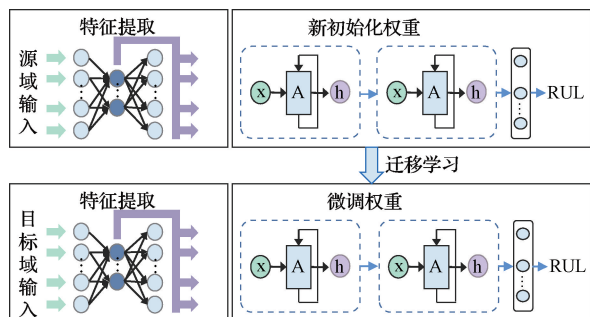


图3 AELSTM-TL模型

间序列潜在联系的能力更强,对处理长时间依赖关系的时间序列数据的性能更好,本文提出的双层 LSTM 网络参数如表 1 所示。

表1 双层 LSTM 网络参数

Layer	Units_number	Param
LSTM	30	5 040
LSTM	30	7 320
Dense	1	31

3 数据说明和评价指标

3.1 试验数据集说明

本文采用了 3 组数据进行试验,分别采用了辛辛那提大学的滚动轴承的全寿命周期数据^[20]与 IEEE 在 PHM2012 数据挖掘挑战赛中提供的数据集^[21]作为源领域数据和目的域的数据。

1) 源领域数据 A

数据为美国辛辛那提大学所采集的滚动轴承全寿命周期数据,试验所采用的装置如图 4 所示,主干轴上安装了 4 个轴承,轴承型号为 Rexnord ZA-21,本文仅采用通道 1 所采集的数据作为研究对象,即轴承 1 的全寿命周期数据。数据集 A 的采样频率为 20.48 kHz,每隔 10 min 采集 1 s(20 480 个点)的数据。

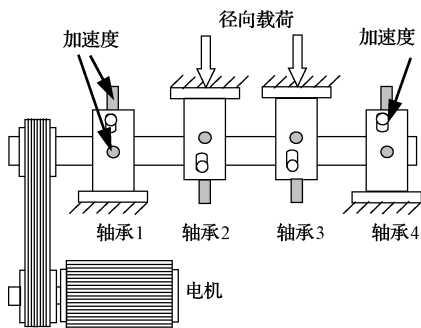


图4 领域A试验装置

2) 源领域数据 B

数据为 PHM2012 数据挖掘挑战赛中提供的数据集,数据的试验采集装置如图 5 所示,该装置实现了多种

工况下的滚动轴承全寿命的振动信号的采集,选择了轴承 bearing1_3 作为研究对象,即工况为转速 1 800 r/min,轴承载荷为 4 000 N。数据集 B 的采样频率为 25.6 kHz,每隔 10 s 采集 0.1 s(2 560 个点)的数据。

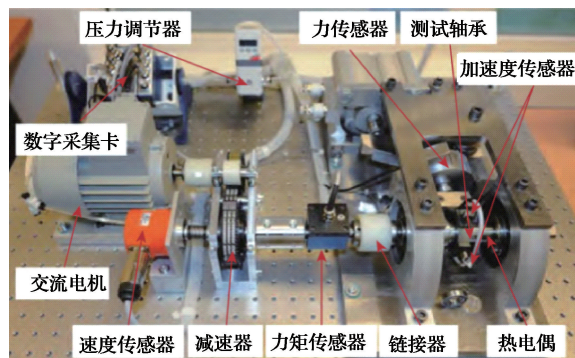


图5 领域B和C试验装置

3) 目的领域数据 C

与数据集 B 互为不同工况下同一轴承的全寿命周期数据,选择了轴承 bearing3_3 作为研究对象,即工况为转速 1 500 r/min,轴承载荷为 5 000 N。数据集 C 采样频率和采样间隔时间同数据集 B。

3.2 评价指标

为了评估预测模型的性能,本文选用均方误差(mean square error, MSE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和决定系数 R^2 4 项评价指标。

MSE 为预测数据和原始数据对应点误差的平方和的均值。其计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \quad (12)$$

式中: n 表示样本数量; $\hat{y}_i$ 表示第 i 个模型预测的值; y_i 表示第 i 个样本的真实值。

RMSE 为预测值与真实值偏差的平方与样本数量 n 比值的平方根,用来衡量观测值同真值之间的偏差。其计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (13)$$

式中: n 表示样本数量; y_i 表示第 i 个样本的真实值; $\hat{y}_i$ 表示第 i 个模型预测的值。

MAE 指各次测量值的绝对偏差的平均值,其可以避免误差相互抵消的问题,因而可以准确反映实际预测误差大小。其计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (14)$$

式中: n 表示样本数量; y_i 表示第 i 个样本的真实值; $\hat{y}_i$ 表示第 i 个模型预测的值。

R^2 表示回归方程对观测值的拟合程度,反映了因变量的全部变异能通过回归关系被自变量解释的比例。其计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \in [0, 1] \quad (15)$$

式中: n 表示样本数量; y_i 表示第 i 个观测值; $\hat{y}_i$ 表示第 i 个预测值; $\bar{y}$ 表示真实值的平均值。 R^2 的取值范围为 $[0, 1]$, 一般来说, 其值越大, 表示模型拟合效果越好。

4 试验验证与分析

4.1 AE 实现特征提取

AE 是一种无监督提取特征的对称式全连接神经网络, 在训练的过程中, 样本的输入无需加入样本特征标签。A 与 B 的编码特征共为 10 维, 对前 5 个特征进行可视化如图 6 与 7 所示, 可以看出, 随着时间越来越长, 特征值幅值越来越大。

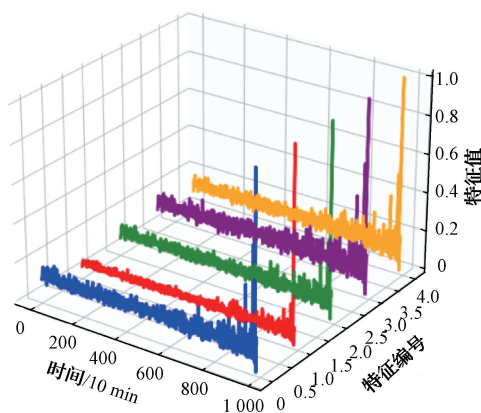


图6 领域 A 提取的 5 个特征

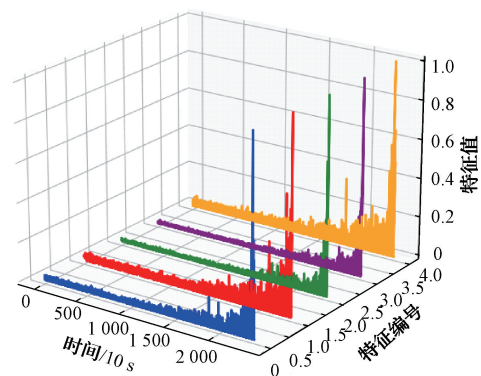


图7 领域 B 提取的 5 个特征

4.2 基于 LSTM 的源领域滚动轴承预测模型

1) 构建 A 域的训练模型

A 域数据一共有 983 个时间点信号, 从第 333~783 个时间点作为训练集, 从 783~883 作为验证集, 最后的 100 个时间点(883~983)作为测试集。

使用双层的 LSTM 模型, 改变时间窗口的大小, 使用训练集上训练好的模型对测试集进行预测, 分别设置不同时间步长得到的预测误差如表 2 所示, 结果表明时间步长为 20 时预测效果最好, 时间步长为 20 时预测结果如图 8 所示。

表2 对比分析(A域)

时间步长	MSE	RMSE	MAE	R^2
30	143.24	11.968 3	10.355 0	0.828 094
20	36.87	6.072 1	4.081 1	0.955 750
10	331.30	18.201 7	14.988 6	0.602 395
5	514.56	22.683 9	20.527 0	0.382 461

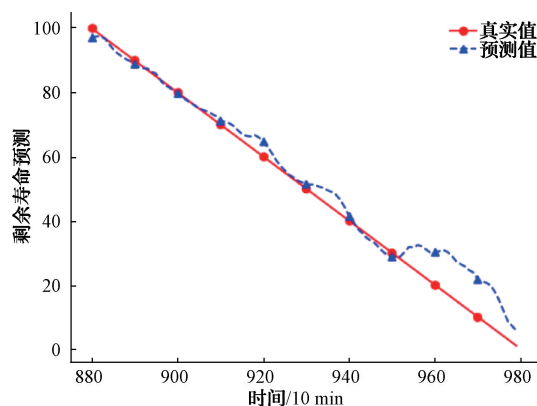


图8 时间步长为 20 时的预测结果

2) 搭建 B 域的训练模型

B 域数据总共有 2 375 个时间点的信号, 从第 1 400~2 075 个时间点为训练集, 第 2 075~2 175 个时间点为验证集, 最后的 200 个(2 175~2 375)时间点作为测试集。

使用双层的 LSTM 模型, 改变时间窗口的大小, 使用训练集上训练好的模型, 对测试集进行模型评估, 改变时间步长分析各评价指标, 结果如表 3 所示, 表明时间步长为 20 时模型为最优模型, 得到的剩余寿命预测结果如图 9 所示。

表3 对比分析(B域)

时间步长	MSE	RMSE	MAE	R^2
30	336.61	18.346 9	13.932 4	0.899 014
20	430.04	20.737 4	16.959 1	0.870 984
10	490.16	22.139 7	20.290 6	0.852 945
5	1 578.55	39.731 0	37.338 7	0.526 421

4.3 同轴承不同工况迁移(B→C)结果分析

为了验证迁移模型的有效性, 进行同轴承不同工况下(B→C)模型的迁移效果验证。首先冻结模型的 AE 编码器, 直接提取 C 领域的特征, 将提取的前 3 个特征进行可视化, 如图 10 所示, 可以看出, 随着运行时间的变长, 特征幅值有递增的趋势。

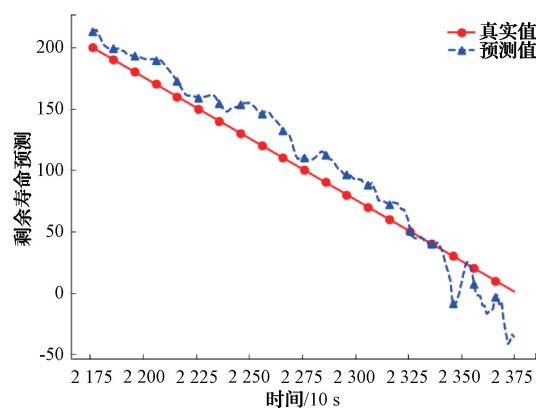


图9 步长为20的剩余寿命预测

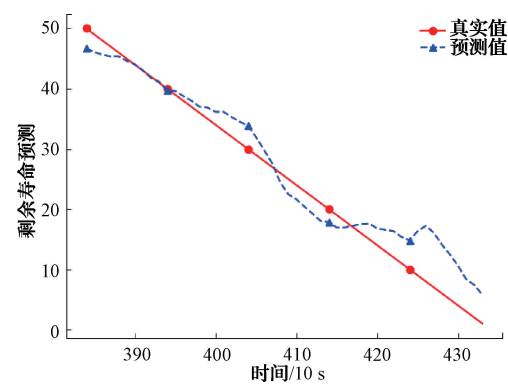


图11 88个样本进行参数微调效果

这表明本文提出的 AELSTM-TL 模型效果更好,并且具有更强的鲁棒性与领域适应性,证明此方法更加适用于同轴承不同工况下的模型迁移任务。

表5 B→C 不同模型指标分析

模型类别	MSE	RMSE	MAE	R^2
AELSTM-TL	13.09	3.61	2.81	0.937 1
RNN-TL ^[22]	44.61	6.67	5.21	0.785 7
DNN-TL ^[23]	76.60	8.75	7.26	0.632 1
MMD ^[24]	39.94	6.31	5.48	0.858 6
DANN ^[25]	497.29	22.30	18.80	0.357 8

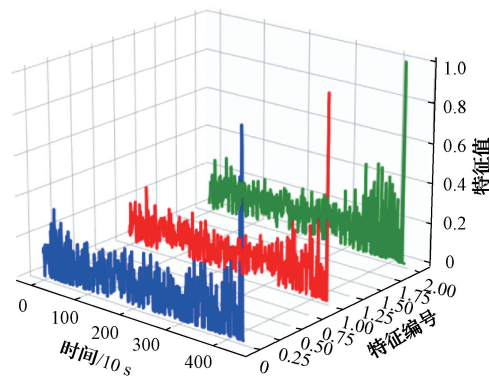


图10 领域C提取的3个特征

使用C领域不同数量的样本,对B域的LSTM层进行参数微调,评价指标结果如表4所示,结果表明当样本数为88时误差最小。因此,将为88作为参数微调的样本数,得到的C域的剩余寿命预测结果如图11所示。

表4 B→C 指标分析

模型迁移类型	样本数	MSE	RMSE	MAE	R^2
B→C	48	111.28	10.54	9.81	0.465 6
	68	57.27	7.56	7.09	0.724 9
	88	13.09	3.61	2.81	0.937 1

固定目的领域的调参样本数为88,将本文提出的AELSTM-TL模型与循环神经网络迁移模型(recurrent neural network-transfer learning, RNN-TL)、深度神经网络迁移模型(deep neural networks-transfer learning, DNN-TL)、最大平均差异(maximum mean discrepancy, MMD)、深度对抗网络(domain-adversarial training of neural networks, DANN)4种和迁移学习相关的模型进行对比分析,指标评价对比如表5所示,可以得出所提出的AELSTM-TL模型优于其他4种模型,AELSTM-TL模型的MSE仅为13.09,明显小于其他模型的均方误差,

4.4 不同轴承不同工况迁移(A→C)结果分析

选用不同轴承不同工况的迁移任务对所提出的模型进行验证,首先根据冻结领域A模型中的AE,直接提取领域C的特征,得到的前3个特征的可视化结果如图12所示。

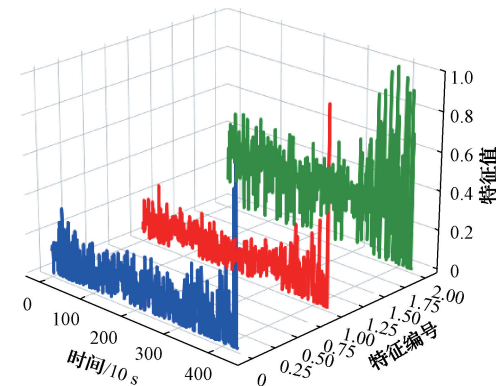


图12 领域C前3个特征

利用领域C不同数量的样本对模型1的LSTM层进行参数微调,使用调整后的模型对领域C的最后50个样本进行剩余寿命预测,预测结果如表6所示,结果表明调参样本为88时误差最小,当调参样本为88时得到的剩余寿命预测结果如图13所示。对比图11和13发现,不同轴承不同工况的迁移任务下的模型迁移的预测误差明显

大于同轴承不同工况的迁移任务。

表 6 A→C 指标分析

模型迁移类型	调参样本数	MSE	RMSE	MAE	R^2
A→C	48	132.79	11.52	10.65	0.362 3
	68	117.26	10.82	9.74	0.436 8
	88	70.80	8.41	7.65	0.659 9

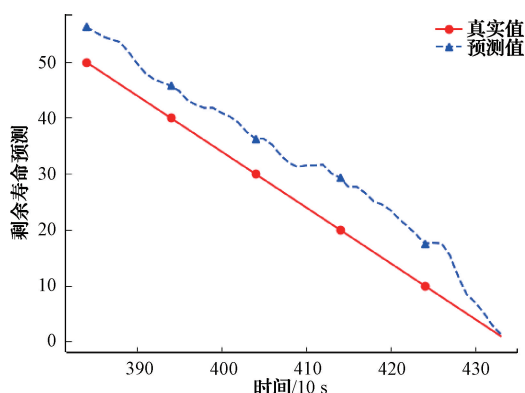


图 13 88 个样本进行参数微调的预测图

固定目的领域的调参样本数为 88,将本文提出的 AELSTM-TL 模型与 RNN-TL、DNN-TL、MMD、DANN 模型分别进行对比,指标评价对比如表 7 所示,可以得出在基于模型迁移的滚动轴承剩余寿命预测任务中,本文所提出的 AELSTM-TL 模型优于其他 4 种模型,AELSTM-TL 模型 MSE 为 70.80,明显小于其他模型的均方误差,这表明本文提出的 AELSTM-TL 模型效果更好,表明所提出的方法适用于不同轴承和不同工况下的模型迁移任务。

表 7 不同迁移模型的对比分析

模型类别	MSE	RMSE	MAE	R^2
AELSTM-TL	70.80	8.41	7.65	0.659 9
RNN-TL ^[22]	102.53	10.12	7.23	0.507 6
DNN-TL ^[23]	107.70	10.37	8.75	0.482 8
MMD ^[24]	90.79	9.52	8.12	0.528 1
DANN ^[25]	85.27	9.23	8.45	0.552 3

5 结论

本文提出一种基于 AELSTM-TL 的滚动轴承剩余寿命预测方法,旨在完成滚动轴承在同轴承不同工况和不同轴承不同工况下的迁移任务,主要得出如下结论。

1)基于端到端的框架,模型采用 AE 自动提取源信号的特征,挖掘振动信号中深层次特征,再利用双层 LSTM 提取时间序列潜在相关性,所提出的模型对处理长时间依赖关系的时间序列数据的性能更好。

2)试验在同轴承不同工况以及不同轴承不同工况两种情况下对轴承的剩余寿命进行预测,取得了较好的效果,并与其他算法对比分析,表明所提出的模型预测误差更小,更加适用不同迁移任务下的剩余寿命预测。

参考文献

- [1] 沈长青,汤盛浩,江星星,等. 独立自适应学习率优化深度信念网络在轴承故障诊断中的应用研究[J]. 机械工程学报, 2019, 55(7): 81-88.
- [2] MENG Z, ZHAN X, LI J, et al. An enhancement denoising autoencoder for rolling bearing fault diagnosis[J]. Measurement, 2018, 130: 448-454.
- [3] SHAO H, JIANG H, LI X, et al. Rolling bearing fault detection using continuous deep belief network with locally linear embedding [J]. Computers in Industry, 2018, 96: 27-39.
- [4] CHENG Y, LIN M, WU J, et al. Intelligent fault diagnosis of rotating machinery based on continuous wavelet transform-local binary convolutional neural network[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 216: 106796.
- [5] 薛林,王豪,王云森,等. 基于 Autoformer 的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 电子测量技术, 2023, 46(13): 169-175.
- [6] YAN X, LIU Y, JIA M. Multiscale cascading deep belief network for fault identification of rotating machinery under various working conditions [J]. Knowledge-Based Systems, 2020, 193: 105484.
- [7] 李云朋,熊柳景,牛刚. 嵌入式轴承故障诊断系统的设计与实现[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(11): 147-152.
- [8] 孙康,金江涛,李春,等. 优化变分模态分解与深度学习融合的滚动轴承故障诊断策略[J]. 动力工程学报, 2023, 43(6): 749-758.
- [9] LEI Y, LI N, GUO L, et al. Machinery health prognostics: A systematic review from data acquisition to RUL prediction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.
- [10] GUO L, LEI Y, XING S, et al. Deep convolutional transfer learning network: A new method for intelligent fault diagnosis of machines with unlabeled data [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66(9): 7316-7325.
- [11] SINGH V, VERMA N K. Intelligent condition-based monitoring techniques for bearing fault diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 21(14): 15448 - 15457.
- [12] 汪立雄,王志刚,徐增丙,等. 基于深度迁移学习的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 制造技术与机床,

- 2020(12): 130-134,137.
- [13] 苏浩, 杨鑫, 向玲, 等. 基于深度对比迁移学习的变工况下机械故障诊断[J]. 振动工程学报, 2023, 36(3): 845-853.
- [14] 于洋, 何明, 刘博, 等. 基于 TL-LSTM 的轴承故障声发射信号识别研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(5): 51-59.
- [15] ZOU Y, LIU Y, DENG J, et al. A novel transfer learning method for bearing fault diagnosis under different working conditions [J]. Measurement, 2021, 171: 108767.
- [16] 陈保家, 陈学力, 肖文荣, 等. 小样本下滚动轴承故障的多源域迁移诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2): 219-228.
- [17] 陈瑞娟, 戚昊峰, 李炳南, 等. 基于栈式自编码器的磁探测电阻抗成像算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(1): 257-264.
- [18] 申彦斌, 张小丽, 夏勇, 等. Bi-LSTM 神经网络用于轴承剩余使用寿命预测研究[J]. 振动工程学报, 34(2): 411-420.
- [19] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26-39.
- [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.
- [21] 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, 2012: 1-8.
- [22] ZHANG A, WANG H, LI S, et al. Transfer learning with deep recurrent neural networks for remaining useful life estimation [J]. Applied Sciences, 2018, 8(12): 2416.
- [23] ZHANG J, WANG Y, WU Y, et al. Inverse design of on-chip interconnect via transfer learning-based deep neural networks [J]. IEEE Transactions on Components, Packaging, and Manufacturing Technology (2011), 2023, 13(6): 878-887.
- [24] JIA X, ZHAO M, DI Y, et al. Assessment of data suitability for machine prognosis using maximum mean discrepancy [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(7): 5872-5881.
- [25] MIAO M, YU J. A deep domain adaptative network for remaining useful life prediction of machines under different working conditions and fault modes[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-14.

作者简介

赵颖超, 本科, 主要研究方向为滚动轴承性能评估与剩余寿命预测。

E-mail: 3426338574@qq.com

张苑(通信作者), 博士, 讲师, 主要研究方向为机电系统状态监测与剩余寿命预测。

E-mail: zhangwan@nuist.edu.cn