

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306352

基于域特征融合网络的跨工况下多组件设备 寿命预测方法研究*

黄浩 邓耀华 唐佳敏

(广东工业大学机电工程学院 广州 510006)

摘要:针对不同工况下多组件设备退化数据分布存在差异导致设备的寿命预测模型精度下降的问题,本文提出一种能适应于不同工况的域特征融合网络(DFF-Net)。首先,把不同工况的退化数据输入到特征提取网络以获取跨工况特征,然后利用域特征融合网络(DFF-Net)对跨工况特征进行域适应调整,最后把调整后的数据输入寿命预测模型,输出不同工况下设备的寿命预测结果。通过在公开数据集上的试验表明,相比于没有增加域特征融合网络的寿命预测模型,本文模型在测试集上预测结果的MAE和RMSE分别降低了6.5%和7.4%,说明本文模型能有效地提高跨工况设备寿命预测的准确率。

关键词:域特征融合网络;跨工况;寿命预测;迁移学习;深度学习

中图分类号:TN06;TH133.33

文献标识码:A

国家标准学科分类代码:460.2020

Research on multi-component device life prediction method under cross-working conditions based on domain feature fusion network

Huang Hao Deng Yaohua Tang Jiamin

(School of Electromechanical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: In order to solve the problem that the accuracy of life prediction model of multi-component equipment decreases due to the difference in the distribution of degraded data under different working conditions, a domain feature fusion network (DFF-Net) which can adapt to different working conditions is proposed in this paper. Firstly, the degraded data of different working conditions were input into the feature extraction network to obtain the cross-working conditions characteristics. Then, the domain feature fusion network (DFF-Net) was used to adjust the cross-working conditions characteristics. Finally, the adjusted data was input into the life prediction model to output the life prediction results of the equipment under different working conditions. Tests on public data sets show that the MAE and RMSE of the predicted results of the proposed model on the test set decrease by 6.5% and 7.4%, respectively, compared with the lifetime prediction model without adding the domain feature fusion network, which indicates that the proposed model can effectively improve the accuracy of cross-working condition equipment life prediction.

Keywords: domain feature fusion network; cross working condition; life prediction; transfer learning; deep learning

0 引言

剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)预测是提高多组件设备可靠性、可用性和可维护性的有效解决方案^[1]。传统的寿命预测方法通常基于物理模型或统计模型来描述设备的退化过程,往往难以进行准确地分析轴承的运行状态^[2]。近年来,基于深度神经网络的剩余使用寿命预测模型是设备RUL评估领域中热门的研究方

向^[3-6]。神经网络能有效挖掘设备组件运行数据中的特征,克服专家知识的限制,避免手工特征带来的局限性^[7],从而实现设备端对端的剩余使用寿命预测。

由于这种方法的优越性,许多专家学者在这方面进行了相关的研究,并取得了一定的成果。2021年车昱娇等^[8]提出一种基于核主成分分析(kernel principal component analysis, KPCA)方法和运用了Dropout策略的LSTM轴承寿命预测网络,提高了轴承的寿命预测精度;2021年Huang等^[9]提出一种DCNN-bootstrap深度神经

收稿日期:2023-03-20 Received Date: 2023-03-20

* 基金项目:国家自然科学基金(52175457)、广东省基础与应用研究基金(2022B1515120053)项目资助

网络来提取轴承的多维特征,通过扩充轴承特征的维度来提轴承寿命预测的精度;2022 年 Shang 等^[10]搭建了一种基于深度神经网络的自动化寿命预测(automated RUL)网络实现了高精度的轴承寿命预测;2022 年 Wang 等^[11]通过将维纳(Wiener)过程嵌入到 LSTM 模型,提高了寿命预测模型的稳定性;Chen 等^[12]构建了一种基于空间注意力的卷积神经网络,通过增强轴承特征信息的提取度来提高寿命预测网络的性能;2022 年 Yang 等^[13]则应用图神经网络(graph neural network, GNN)对轴承的剩余使用寿命进行预测,实现了轴承寿命预测的可视化。

由上可知,利用基于深度神经网络的寿命预测模型能有效地挖掘设备运行数据中的特征,提高剩余使用寿命模型的预测准确率。然而当前的大多数寿命预测模型是基于单一工况数据进行训练的,而在实际工作中,由于诸如摩擦力、温度和环境等因素的影响,设备的运行工况会变得非常复杂和多变^[14]。因此,基于单一工况数据训

练的 RUL 模型往往不能很好地适用于复杂工况设备的寿命预测^[15]。

基于此,本文提出了一种基于域特征融合网络(domain feature fusion network, DFF-Net)的寿命预测模型,该网络旨在减少设备在不同工况下运行数据的分布差异,提高特征提取的精度,从而增强寿命预测模型在不同工况下的性能表现。

1 基于域特征融合网络的寿命预测模型的结构

图 1 所示为本文提出的基于域特征融合网络(DFF-Net)的寿命预测模型的结构图。图中,源域数据 S_0 和目标域数据 T_0 分别为来自不同工况的设备原始运行数据,其中源域数据 S_0 带有剩余使用寿命标签,目标域数据 T_0 则是无标签数据。

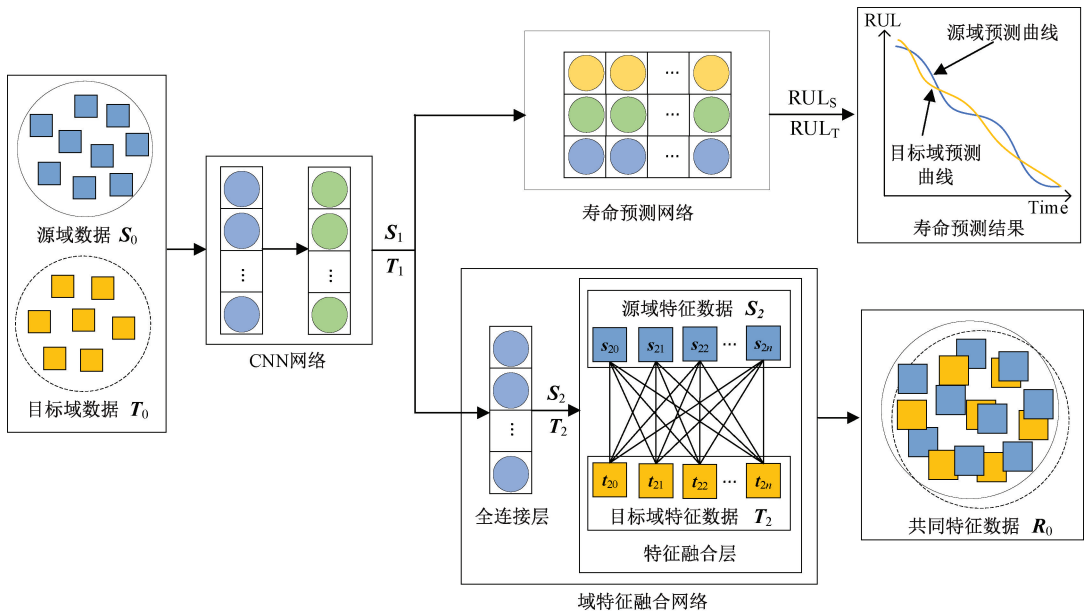


图 1 模型框架图

Fig. 1 Framework diagram of the model

图 1 中,来自源域和目标域的设备原始数据 S_0 和 T_0 在经过 CNN 网络的运算后,输出源域特征数据 S_1 和目标域特征数据 T_1 到寿命预测网络和域特征融合网络。在域特征融合网络中,源域特征数据 S_1 和目标域特征数据 T_1 分别先经过全连接层计算,展开成长度为 N 的一维域特征数据 S_2 和 T_2 ,接着计算每一段源域特征数据 S_{2n} ($n=0,1,\dots,N$) 和目标域特征数据 T_{2n} ($n=0,1,\dots,N$) 之间的相似度,并以减少两者的分布差异为基准来更新域特征融合网络的参数。

同时,源域特征数据 S_1 和目标域特征数据 T_1 输入到寿命预测网络后,分别输出源域和目标域的寿命预测结果,并通过计算源域寿命预测结果和寿命标签之间的损失来更新寿命预测网络的参数。

最后,在 CNN 特征提取网络、域特征融合网络以及寿命预测网络的联合更新下,得到经过特征融合后的跨工况寿命预测结果。

由上可知,要实现跨工况设备的寿命预测,其关键在于域特征融合网络的构建以及各网络间的联合设计。

2 基于域特征融合网络的寿命预测模型的设计

2.1 域特征融合网络原理

图2为域特征融合网络的工作原理图。由图1的模型框架图可知,域特征融合网络的输入为经过CNN网络计算后的源域特征数据 S_1 和目标域特征数据 T_1 。特征数据经过域特征融合网络的计算后,通过反馈源域和目标域特征数据的域差异损失来更新自身网络和CNN网络,从而使网络能更好地聚焦于不同领域的共同特征,实现跨域数据的特征对齐。域特征融合网络的具体原理为:

1) 在域特征融合网络中,源域特征数据 S_1 和目标域特征数据 T_1 先经过全连接层的计算,分别展开成长度

为 N 的源域数据 S_2 和目标域数据 T_2 。其中,每一段源域数据都带有对应的寿命标签 $l_n (n = 0, 1, \dots, N)$, 目标域数据则是无标签数据。

2) 为了计算差异度损失 $d(s, t)$, 首先分别把每一段源域数据 $S_{2n} (n = 0, 1, \dots, N)$ 与各段目标域数据 $T_{2n} (n = 0, 1, \dots, N)$ 进行差异度计算。然后,在累计所有差异度总和后进行均值计算,得到差异度损失 $d(s, t)$ 。在每一次迭代更新中,差异度损失 $d(s, t)$ 的计算公式为:

$$d(s, t) = \frac{\sum_{m=1}^M \sqrt{\sum_{n=1}^N (S_m - T_n)^2 / N}}{M} \quad (1)$$

式中: S_m 为源域数据, T_n 为目标域数据, M 表示源域特征数据的数量, N 表示目标域特征数据的数量。

3) 将 $d(s, t)$ 作为域特征融合网络的域差异损失 $Loss_y$ 反馈到CNN网络,以更新网络的参数。

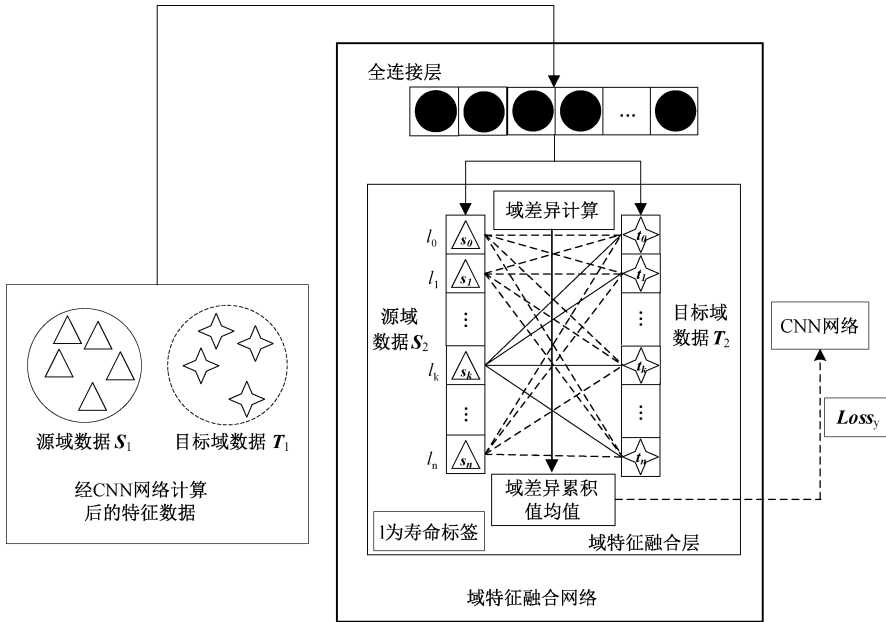


图2 域特征融合网络工作原理

Fig.2 Working principle of domain feature fusion network

2.2 基于域特征融合网络的寿命预测模型的设计

要实现跨工况设备的寿命预测,除了利用域特征融合网络来提取跨工况数据间的共同特征外,还需将共同特征输入到LSTM寿命预测网络^[16]来进行设备的剩余使用寿命预测。基于域特征融合网络(DFE-Net)的寿命预测模型原理如图3所示。

图3中,CNN特征提取网络用 $G_f(\cdot; \theta_f)$ 表示,该网络的参数用 θ_f 表示;LSTM寿命预测网络用 $G_y(\cdot; \theta_y)$ 表示,该网络的参数用 θ_y 表示;域对抗网络用 $G_d(\cdot; \theta_d)$ 表示,该网络参数用 θ_d 表示。 $Loss_y$ 是LSTM寿命预测网络中源域的寿命预测值和对应的寿命标签之间的损失;

$Loss_d$ 是域特征融合网络中源域特征数据与目标域特征数据之间的域差异损失。 $\frac{\partial L_x}{\partial \theta_x}$ 表示各个网络反向传播的梯度值。

由于在网络训练的前中期,源域和目标域间的域差异较大,为保证网络能更好地进行训练,引入权重参数 λ , 其值会随着训练次数的增加逐渐从0增加到1。引入权重参数 λ 能使CNN特征提取网络的参数在网络训练前中期优先考虑寿命预测的准确性,而在训练后期则更关注不同工况数据的差异程度。

其中, λ 的计算公式如下:

$$\lambda = \frac{2}{1 + \exp(-\gamma \times p)} - 1 \quad (2)$$

式中： γ 为常数 10， p 代表网络迭代进程的相对值，即当前迭代次数与总迭代次数的比率。

因此，网络的损失函数 L 可以定义成：

$$L(\theta_f, \theta_y, \theta_d) = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} L_y^i(\theta_f, \theta_y) + \lambda \left(\frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} L_d^i(\theta_f, \theta_d) + \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} L_d^i(\theta_f, \theta_d) \right) \quad (3)$$

式中： N_s 和 N_t 分别表示源域训练集和目标域训练集数据的数量， $L_y^i(\theta_f, \theta_y)$ 表示源域数据的寿命预测值与其对应寿命标签的损失； $L_d^i(\theta_f, \theta_d)$ 表示源域特征数据与目标域特征数据的域差异损失。

通过 3 个网络的协同更新，域特征融合网络能够不断减少源域和目标域数据之间的差异，CNN 特征提取网络能够不断提高运行数据中特征信息的提取率，寿命预测网络则在这两个网络的配合下，实现设备在跨工况下的寿命预测。

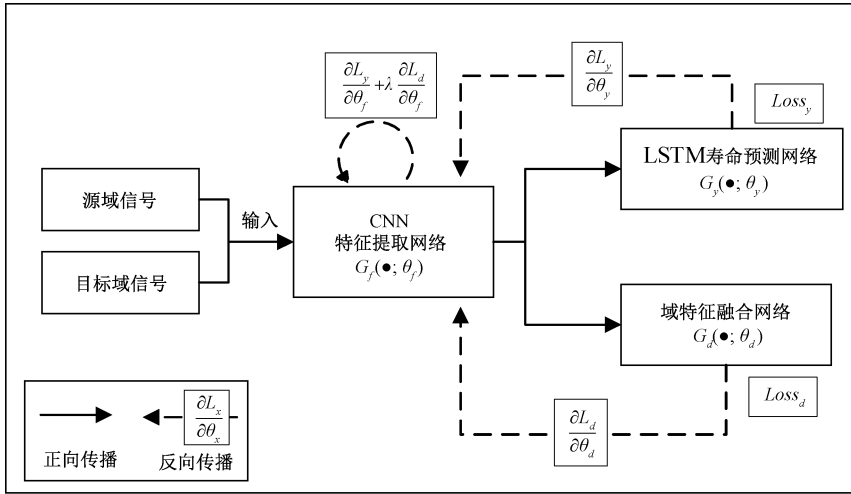


图 3 基于域特征融合网络(DFF-Net)的寿命预测模型

Fig. 3 Lifetime prediction model based on domain feature fusion network (DFF-Net)

2.3 基于域特征融合网络的寿命预测模型的算法流程

具体地，基于域特征融合网络的寿命预测模型的算法流程如图 4 所示。

1) 获取不同工况下(源域和目标域)设备的运行数据，对源域数据进行剩余使用寿命标注，并分别将源域和目标域数据划分成训练集，验证集和测试集。

2) 初始化网络的参数，以批量的方式将训练集和测试集数据输入到网络中进行训练。

3) 利用 CNN 特征提取网络提取训练集和测试集的特征数据。

4) 把步骤 3) 提取的特征数据输入到域特征融合网络，以最小化训练集和测试集数据的分布差异。

5) 同时，把步骤 3) 提取的特征数据输入到 LSTM 寿命预测网络，并把源域的寿命预测结果和训练集的标签进行比对来更新网络。

6) 同步训练整体网络，输出源域和目标域的寿命预测结果。

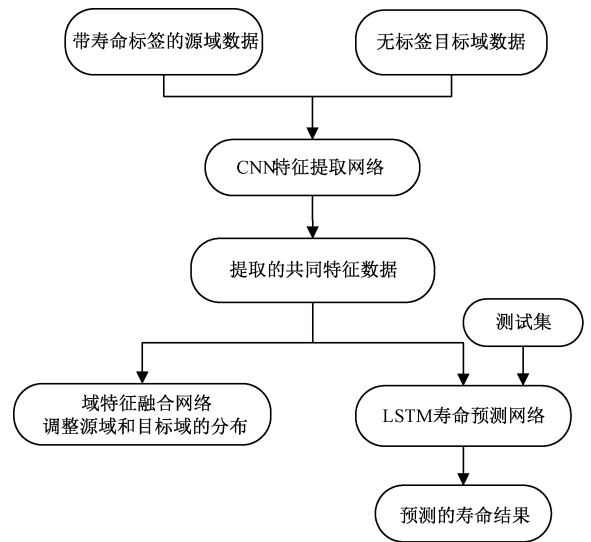


图 4 算法流程

Fig. 4 The flow of method

3 实验设置

3.1 数据集介绍

本文利用 XJTU-SY 轴承数据集^[17],对所提出的基于域特征融合网络(DFN-Net)的寿命预测模型进行验证分析。

XJTU-SY 数据集是由西安交通大学机械工程学院雷亚国教授团队与浙江长兴昇阳科技有限公司共同发布的滚动轴承加速寿命试验数据集,包含了 3 种工况下的 15 个滚动轴承的水平和竖直方向的全寿命周期振动信号,且每个轴承都明确标注了失效部位。振动数据每隔 1 min 采集一次,每次采样时长为 1.28 s,数据集中每个轴承样本文件包含的采集点个数为 32 768 个。

为了模拟设备在工作过程中的多工况场景,本文使用 XJTU-SY 数据集中工况 1 和工况 2 竖直方向的振动数据作为实验数据。各实验轴承的数据说明如表 1 所示。

表 1 实验轴承数据说明

Table 1 Experimental Bearing Information

轴承编号	工况	样本总数	实际寿命	失效部位
1_1	转速: 2 100 r/min 径向力: 12 kN	123	2 h 3 min	外圈
1_2		161	2 h 41 min	外圈
1_3		158	2 h 38 min	外圈
1_4		122	2 h 2 min	保持架
1_5		52	52 min	内圈、外圈
2_1	转速: 2 250 r/min 径向力: 11 kN	491	8 h 11 min	内圈
2_2		161	2 h 41 min	外圈
2_3		533	8 h 53 min	保持架
2_4		42	42 min	外圈
2_5		339	5 h 39 min	外圈

3.2 数据预处理

1) 轴承退化数据的界定

轴承开始退化的时刻点,是轴承剩余使用寿命的起

始预测点^[18]。在轴承无故障运转时,振动信号的幅值分布接近正态分布,峭度指标值 $K \approx 3$;随着故障的出现和发展,信号幅值的分布偏离正态分布,正态曲线出现偏斜或分散,峭度值也随之增大^[19]。因此,本文选取峭度 K 首次出现大于等于 3 的时刻作为轴承开始退化时间。峭度 K 的计算公式为:

$$K = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^4}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^2} \quad (4)$$

式中: x_i 为某个时刻轴承的振动幅值, \bar{x} 为一段时间内振动信号的均值。

根据此方法,计算两个工况中所有轴承的开始退化时间,得到各实验轴承的开始退化时间表如表 2 所示。

2) 实验数据集的划分

划分好轴承退化数据后,假定工况 2 是设备的常用工况,其退化数据作为带有剩余使用寿命标签的源域数据;假定工况 1 是设备的特定工况,其退化数据作为无标签数据的目标域数据。实验数据集的划分如表 3 所示。

3) 剩余使用寿命标签的制作

在研究工业设备寿命问题时,剩余使用寿命是根据设备失效时刻与当前运行时刻的时间间隔来定义的,其数值会随着设备运行时间增加而逐渐减少。Babu 等^[20]基于分段函数的思想设计了一种用于表示设备剩余使用寿命的函数,该函数在设备运行的前期将 RUL 值设置成一个常数,当到达退化阈值后 RUL 值则按照线性的方式逐渐降低。

本文也采用了这种方法,为每个退化轴承样本设置剩余使用寿命标签 y_i ,如式(5)所示:

$$y_i = \frac{t_e - t_i}{t_e - t_b} \quad (5)$$

式中: t_i 是当前样本的运行时刻; t_e 是轴承的失效时刻; t_b 是轴承的退化开始时刻。

表 2 轴承开始退化时间表

Table 2 Bearing degradation time

轴承编号	1_1	1_2	1_3	1_4	1_5	2_1	2_2	2_3	2_4	2_5
退化时间/min	78	58	120	98	40	457	63	328	30	191

表 3 数据集划分表

Table 3 Data set partitioning

实验数据	训练集	验证集	测试集
源域数据(工况 2)	2_2,2_3,2_4,2_5(70%)	2_2,2_3,2_4,2_5(30%)	2_1(100%)
目标域数据(工况 1)	1_1,1_2,1_4,1_5(70%)	1_1,1_2,1_4,1_5(30%)	1_3(100%)

3.3 实验参数与环境设置

根据第 2 节的网络设计,基于域特征融合网络的寿

命预测模型(DFN-LSTM)的参数设置如表 4 所示。

为了验证 DFFN-LSTM 模型的有效性,将本文所提模

型与 CNN-LSTM 模型进行验证对比。其中, CNN-LSTM 模型除了不包含域特征融合网络外,其网络结构与本文所提模型相同。同时,本文设计了两种类型的对比实验,以展示所提模型的效果:

1) 特征差异度实验。该实验通过比较源域和目标域数据经过 CNN 网络计算后的特征数据聚拢度来评价域特征融合网络的有效性,聚拢度越高,说明源域和目标域特征数据的差异度越小,域特征网络的性能越好。

2) 寿命预测实验。该实验通过比较目标域数据经

过寿命预测网络后预测结果与寿命标签的误差大小来评价网络的跨域预测性能,误差越小,说明基于域特征融合网络的寿命预测模型的性能越好。

模型实验在 Window10 系统上使用编程语言 Python3.8 完成,硬件环境为 NVIDIA GTX 2060 GPU,并使用 Pytorch 深度学习框架来搭建所提的网络模型。在实验过程中,使用小批量随机梯度下降 (stochastic gradient descent, SGD) 的更新方法,动量设置为 0.9,学习率为 0.01,迭代次数为 300 次。

表 4 网络参数设置表

Table 4 Network parameter setting

网络模块	网络层	通道数	运算方式
卷积模块	卷积层 1	(1, 32)	卷积核(1, 8), 步长为 2
	池化层 1	32	池化运算 + ReLU 函数激活
	卷积层 2	(32, 128)	卷积核(1, 4), 步长为 2
	池化层 2	128	池化运算 + ReLU 函数激活
	卷积层 3	(128, 256)	卷积核(1, 4), 步长为 2
	池化层 3	256	池化运算 + ReLU 函数激活
域特征融合网络	全连接层	(256, 100)	ReLU 函数激活
	域特征融合层	100	相似度计算
LSTM 寿命预测网络	LSTM 网络层	(100, 1)	门运算

4 实验结果与分析

4.1 特征差异度实验结果分析

为了更好地对特征差异度实验结果进行评价,比较经过 CNN 特征提取网络计算后源域和目标域特征数据输出值的方差值(特征方差值),方差值越小,说明两个领域的特征数据越接近。如图 5 所示为网络迭代过程中源域和目标域特征方差值曲线图。其中横坐标表示迭代次数,纵坐标表示特征方差值。

由图 5 可以看出,在网络迭代过程中,本文所提模型的特征方差值在网络训练前期(0~100 次)呈缓慢上升的趋势,在中期(100~200 次)呈平稳趋势,而在后期(200~300 次)逐步下降,其原因在于:在训练前期权重因子 λ 很小,网络的优先目标是训练适用于源域的寿命预测网络;在训练中期,由于寿命预测网络的参数已基本趋于稳定,因此特征方差值呈平稳趋势;而在后期,由于权重因子 λ 的数值已经较大,即域差异损失 $Loss_d$ 在网络总损失 $L(\theta_f, \theta_y, \theta_d)$ 中的占比较大,使得网络更关注跨域数据之间的差异,所以特征方差值随着训练次数增加而逐步下降。而对于 CNN-LSTM 模型,其特征方差值随着迭代次数的增加而增加,在训练结束时,其值达到 52.9,大约是本文所提模型的 6 倍,这说明 CNN-LSTM 模型在训练过程中没有减少跨域数据差异的作用。综上所述本文所提的 DFF-Net 能减少跨工况数据间的差异,从

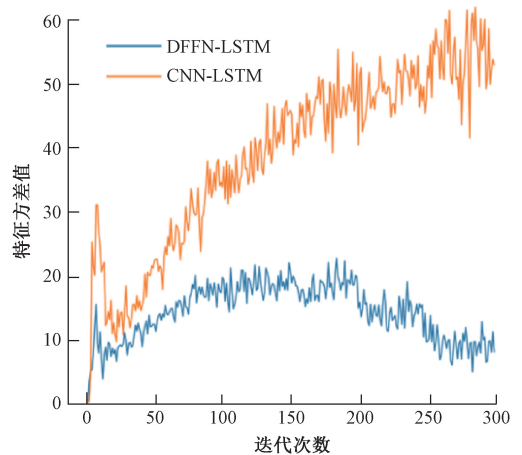


图 5 特征方差变化图

Fig. 5 Characteristic variance curve

而提取不同工况间数据的共同特征。

4.2 寿命预测实验结果分析

1) 寿命预测准确率对比

为验证本文所提的 DFFN-LSTM 模型的有效性,以平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和均方根误差(root mean squared error, RMSE)为指标进行评估寿命预测结果的准确率,评价指标对应的计算公式为:

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \tilde{y}_i| \quad (6)$$

$$E_{RMS} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \tilde{y}_i)^2} \quad (7)$$

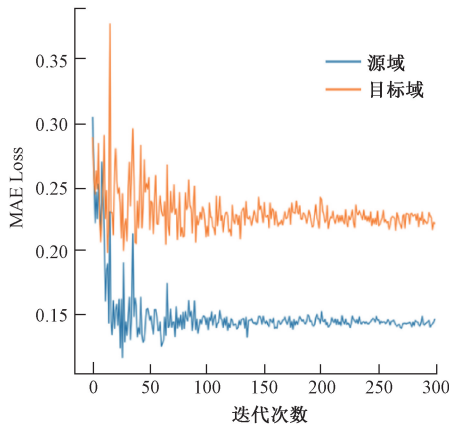
式中: y_i 为第 i 个样本点的剩余使用寿命标签; \tilde{y}_i 为第 i 个样本点的寿命预测值。

表 5 为网络迭代 300 次后,两种模型的预测准确率对比表。可以看出,DFFN-LSTM 模型无论在源域还是目标域的预测准确率都比 CNN-LSTM 模型的高。在测试集的源域上,DFFN-LSTM 模型的 MAE 和 RMSE 分别是 10.2% 和 13.1%,比 CNN-LSTM 模型的 14.6% 和 18.4% 低 4.4% 和 5.3%,这表明 DFFN-LSTM 模型能利用目标域的特征信息来扩充模型的知识空间,从而提高了模型在源域上的预测准确率;在测试集的目标域上,DFFN-LSTM 模型的 MAE 和 RMSE 分别是 15.6% 和 18.3%,比 CNN-LSTM 模型的 22.1% 和 25.7% 低 6.5% 和 7.4%,这表明源域和目标域数据经过域特征融合网络后,能减少跨域数据之间的差异,从而提高了跨域寿命预测的准确率。

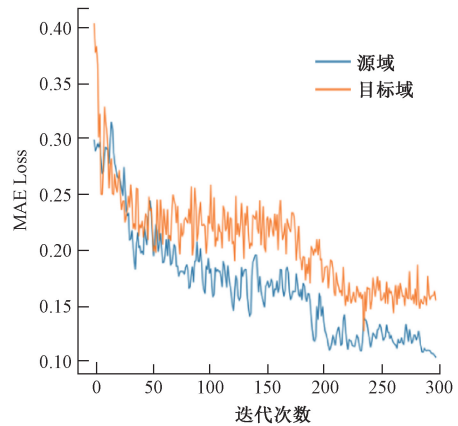
2) 寿命预测 Loss 曲线对比

为了更直观地分析 DFFN-LSTM 模型的效果,通过观察两种模型在训练过程中测试集的 MAE 图来分析实验结果。

如图 6 所示,图 6(a) 和 (b) 分别为 CNN-LSTM 模型和本文所提的 DFFN-LSTM 模型在测试集源域和目标域的 MAE 曲线图。



(a) CNN-LSTM 测试集 MAE
(a) CNN-LSTM test set MAE



(b) DFFN-LSTM 测试集 MAE
(b) DFFN-LSTM test set MAE

图 6 MAE Loss 曲线图

Fig. 6 MAE Loss graph

5 结 论

本文针对多组件设备在不同工况下退化数据分布在差异导致寿命预测模型精度下降的问题,提出了一种基于域特征融合网络(DFFN-Net)的寿命预测模型。在模

表 5 各模型准确率对比表

Table 5 Performance comparison of different methods (%)

预测模型	数据类型	源域		目标域	
		MAE	RMSE	MAE	RMSE
CNN-LSTM	验证集	12.3	14.8	22.3	26.1
	测试集	14.6	18.4	22.1	25.7
DFFN-Net	验证集	8.5	10.6	12.3	15.2
	测试集	10.2	13.1	15.6	18.3

在训练前期(0~50次),两个模型在源域和目标域上的损失都均有下降。但随着训练次数的增加,CNN-LSTM 模型的 MAE Loss 基本没有下降,说明 CNN-LSTM 模型仅利用了源域数据进行训练,而没有关注目标域数据,导致目标域的 MAE 一直无法下降,直到训练结束,其数值基本停留在 0.22 左右;而 DFFN-LSTM 模型,在训练 50 次后,随着权重因子 λ 的增大,源域和目标域的 MAE 仍在下降;在训练后期(200~300次),源域和目标域的 MAE 下降得更快,到训练结束时,分别为 10.2% 和 15.6%,比 CNN-LSTM 模型的 14.6% 和 22.1% 低 4.4% 和 6.5%。

实验结果说明,基于域特征融合网络的寿命预测模型能有效提高跨工况设备的剩余使用寿命预测的准确率。

型训练时,DFFN-Net 利用差异度计算减少跨工况数据的差异,并使模型中的特征提取网络提取到不同工况数据的共同特征。然后,预测网络利用不同工况的共同特征进行寿命预测,从而提升了寿命预测模型的在跨工况场景下的预测精度和泛化能力。

在未来的工作中,将增加更多的域数据进行训

练,以进一步提高模型的适用性;并增加可视化网络,以观察并评价不同领域数据对于网络性能提升的贡献度。

参考文献

- [1] CHENG Y, HU K, WU J, et al. Autoencoder quasi-recurrent neural networks for remaining useful life prediction of engineering systems [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 27 (2) : 1081-1092.
- [2] ALTHUBAITI A, ELASHA F, TEIXEIRA J A. Fault diagnosis and health management of bearings in rotating equipment based on vibration analysis - A review [J]. Journal of Vibroengineering, 2022, 24(1) : 46-74.
- [3] BERGHOUT T, BENBOUZID M. A systematic guide for predicting remaining useful life with machine learning [J]. Electronics, 2022, 11(7) : 1125.
- [4] CHENG Y, HU K, WU J, et al. Autoencoder quasi-recurrent neural networks for remaining useful life prediction of engineering systems [J]. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2021, 27 (2) : 1081-1092.
- [5] 黄庆卿,胡欣堪,韩延,等.多源域子域自适应的滚动轴承剩余寿命预测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10) : 100-107.
HUANG Q Q, HU X K, HAN Y, et al. Multi-source domain subdomain residual life of the rolling bearing in the adaptive prediction method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36 (10) : 100-107.
- [6] 王冉,后麒麟,石如玉,等.基于变分模态分解与集成深度模型的锂电池剩余寿命预测方法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4) : 111-120.
WANG R, HOU Q L, SHI R Y, et al. Residual life prediction method of lithium battery based on variational mode decomposition and integration depth model [J]. Chines Journal of Scientific Instrument, 2021, 42 (4) : 111-120.
- [7] DEUTSCH J. Development of deep learning based prognostics for rotating component [C]. Annual Doctoral Symposium, 2017.
- [8] 车昱娇,陈云霞,崔宇轩. KPCA 和改进 LSTM 在滚动轴承剩余寿命预测中的应用研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2) : 109-114.
CHE Y J, CHEN Y X, CUI Y X. Application research of KPCA and improved LSTM in residual life prediction of rolling bearings [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(2) : 109-114.
- [9] 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.
- [10] SHANG Y, TANG X, ZHAO G, et al. A remaining life prediction of rolling element bearings based on a bidirectional gate recurrent unit and convolution neural network [J]. Measurement, 2022, 202 : 111893.
- [11] WANG R, YAN F, SHI R, et al. Uncertainty-controlled remaining useful life prediction of bearings with a new data-augmentation strategy [J]. Applied Sciences, 2022, 12(21) : 11086.
- [12] CHEN C, WANG T, LIU Y, et al. Spatial attention-based convolutional transformer for bearing remaining useful life prediction [J]. Measurement Science and Technology, 2022, 33(11) : 114001.
- [13] YANG X, ZHENG Y, ZHANG Y, et al. Bearing remaining useful life prediction based on regression shapaleet and graph neural network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71 : 1-12.
- [14] CHENG H, KONG X, WANG Q, et al. The two-stage RUL prediction across operation conditions using deep transfer learning and insufficient degradation data [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 225 : 108581.
- [15] LI X, ZHANG K, LI W, et al. A two-stage transfer regression convolutional neural network for bearing remaining useful life prediction [J]. Machines, 2022, 10(5) : 369.
- [16] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9 (8) : 1735-1780.
- [17] 雷亚国,韩天宇,王彪,等. XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集解读 [J]. 机械工程学报, 2019, 55(16) : 1-6.
LEI Y G, HAN T Y, WANG B, et al. Interpretation of accelerated life test data set of XJTU-SY rolling bearing [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16) : 1-6.
- [18] JIN X, SUN Y, QUE Z, et al. Anomaly detection and fault prognosis for bearings [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65 (9) : 2046-2054.
- [19] 胡爱军,马万里,唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(11) : 106-111, 153.

HU AI J, MA W L, TANG G J. Rolling bearing fault feature extraction method based on integrated empirical mode decomposition and kurtosis criterion [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(11):106-111,153.

- [20] BABU G S, ZHAO P, LI X L. Deep convolutional neural network based regression approach for estimation of remaining useful life [J]. Springer, Cham, 2016, DOI: 10.1007/978-3-319-32025-0_14.

作者简介



黄浩, 2015 年于华南理工大学获得学士学位, 现为广东工业大学硕士研究生, 主要研究方向为智能测控与仪器。

E-mail: 2112001152@mail2.gdut.edu.cn

Huang Hao received his B. Sc. degree from South China University of Technology in

2015. Now he is a M. Sc. candidate at Guangdong University of Technology. His research interests include intelligent measurement and control and instrumentation.



邓耀华(通信作者), 2012 年于华南理工大学获得博士学位, 2015~2017 年在美国密西根大学从事智能维护系统研究。现为广东工业大学机电工程学院教授, 博士生导师, 中国仪器仪表学会精密机械分会委员, 主要研究方向为智能测控与仪器、装备智能

预测性维护等。

E-mail: dengyaohua@gdut.edu.cn

Deng Yaohua received his Ph. D. degree from South China University of Technology in 2012. From 2015 to 2017, he was engaged in intelligent maintenance system research at the University of Michigan. He is now a professor and doctoral supervisor at the School of Electromechanical Engineering of Guangdong University of Technology, and a member of the Precision Machinery Branch of China Instrument Society. His main research interests include intelligent measurement and control and instrumentation, intelligent predictive maintenance of equipment, etc.