

基于域适应和 SSA 跨工况轴承剩余寿命预测*

赵 衍^{1,2}, 冯 坤^{2,3}, 向明胜^{2,3}, 李迎丽⁴

(1. 北京化工大学信息科学与技术学院 北京, 100029)

(2. 北京化工大学高端压缩机及系统技术全国重点实验室 北京, 100029)

(3. 北京化工大学机电工程学院 北京, 100029) (4. 中国石油安全环保研究院 北京, 102206)

摘要 为解决不同工况影响轴承剩余使用寿命预测准确性的问题,提出了一种加入域适应(domain adaptation,简称 DA)迁移学习模块,并结合自注意力机制(self-attention,简称 SA)与长短期记忆(long short-term memory,简称 LSTM)的网络模型,用于不同工况下轴承剩余使用寿命的预测。首先,对采集得到的轴承振动信号进行特征计算,并对特征进行趋势性与可迁移性筛选,得到适合用于迁移学习的特征;其次,采用奇异谱分解(singular spectrum analysis,简称 SSA)重构信号,并计算重构信号的模糊熵(fuzzy entropy,简称 FuzzyEn),以实现轴承退化起始时间的判断并获取相应健康度标签;最后,采用 PHM2012 会议公开数据集与课题组实际工程数据进行验证。结果表明,所提出方法的预测准确性高于对比文献中的方法,验证了所提出方法的有效性。

关键词 剩余使用寿命预测;长短期记忆网络;自注意力机制;迁移学习;域适应

中图分类号 TH17;TH133.33

0 引 言

滚动轴承的健康状态影响旋转设备运行的安全性与可靠性,监测滚动轴承的健康状态并预测其剩余使用寿命能够为决策者确定检修时间与方案提供可靠的参考^[1]。由于现有的基于模型的预测方法需要专业知识与先验经验支撑,且很少考虑实际工程中的复杂情况,难以建立准确的模型,故存在较大不足。因此,数据驱动的方法成为众多学者的研究热点。早期基于数据驱动的剩余寿命预测方法主要通过机器学习对数据进行分析,建立预测模型进行寿命预测。随着深度学习的发展,该方法也逐渐应用于机械设备的寿命预测^[2]。

Ren 等^[3]提出了一种从频谱中获取特征矢量的方法,用于表示轴承振动信号随时间的衰减,并基于卷积神经网络(convolutional neural network,简称 CNN)的特点设计了轴承剩余寿命预测框架,使用提取的特征矢量预测轴承的剩余寿命。Zhu 等^[4]采集衰减序列后,通过时频表示提取轴承退化的非平稳特性,通过多尺度 CNN 模型预测轴承退化状况。与传统数据驱动方法以及基于 CNN 的特征提取方法相比,该方法具有更好的表现。Heimes 等^[5]结合循环神经网络(recurrent neural network,简称 RNN)

与卡尔曼滤波进行轴承剩余寿命预测。Song 等^[6]提出了一种综合自编码器和双向 LSTM 网络的混合健康状态预测模型。为了进一步提升预测精度,将 LSTM 网络与其他网络结构结合成为许多学者的研究方向。Zhou 等^[7]提出了一种将残差 CNN 网络与 LSTM 网络相结合的寿命预测方法。Zhu 等^[8]提出了一种卷积 LSTM 模型,该方法在提升预测精度的同时提高了计算效率。梁天添等^[9]提出基于改进双多头注意力机制的 LSTM 模型,以提升剩余寿命预测准确性。虽然上述方法取得了不错的效果,但复杂的实际情况限制了其应用。

在实际情况下,由于轴承退化情况不尽相同,采集到的振动信号数据存在分布差异,从而影响模型的预测精度。近年来,迁移学习方法成为解决分布差异问题的研究热点。Mao 等^[10]采用了一种新的时间聚类方法,利用域适应方法将聚类结果转换为特征集,最后使用支持向量机建立预测模型来预测轴承剩余使用寿命。Zhuang 等^[11]使用对抗迁移网络,将源域与目标域的特征数据对齐,学习域不变特征以进行寿命预测。He 等^[12]采用迁移学习方法,提取域不变特征,并利用 LSTM 模型结合贝叶斯推理估计剩余寿命。但上述方法未考虑所选取特征的可迁移能力,这会影响剩余寿命预测的准确性。

* 国家科技重大专项课题资助项目(2025ZD1401604)

收稿日期:2023-09-08;修回日期:2023-10-31

笔者提出一种判断轴承退化情况的方法,并建立一个融合域适应模块与自注意力机制的LSTM网络模型,通过迁移学习提升不同工况下轴承剩余使用寿命的预测准确性。首先,对特征进行趋势性与可迁移性评价,筛选出可迁移性强的特征;其次,利用奇异谱分解重构信号,并计算重构信号的模糊熵,通过熵值判断轴承退化情况,从而得到轴承相应的剩余寿命标签;最后,使用结合自注意力机制的长短时记忆网络模型,实现基于迁移学习的跨工况轴承剩余使用寿命预测。实验与实际工程验证表明,所提出方法取得了良好的结果。

1 理论基础

1.1 奇异谱分析

SSA主要分为以下步骤。

1) 将长度为 N 的一维原始数据 $Y_N = (y_1, y_2, \dots, y_N)$ 依次等长截取,构成二维轨迹矩阵 X 。假设第 i 个子序列 X_i 的长度为 l ,则子序列 $X_i = [y_i, y_{i+1}, \dots, y_{i+l-1}]^T$ 。将这些子序列构成轨迹矩阵

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_K] = \begin{bmatrix} y_1 & y_2 & \dots & y_K \\ y_2 & y_3 & \dots & y_{K+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_l & y_{l+1} & \dots & y_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中: $X \in R^{L \times K}$; $K = N - l + 1$; $2 \leq l \leq N$ 。

2) 使用轨迹矩阵 X 构造矩阵 XX^T , 并对其进行奇异值分解 (singular value decomposition, 简称 SVD), 得到 XX^T 的特征值 $E = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d]$ 及其对应的特征向量 $U = [U_1, U_2, \dots, U_d]$ 。其中: E 为对角阵, 且特征值从大到小按顺序排列; 特征向量之间互相正交且 $\|U_i\| = 1$ 。计算 $V_i = X^T U_i / \sqrt{\lambda_i}$, $X_i = \sqrt{\lambda_i} U_i V_i$, 得到 d 个初等矩阵 X_i , 轨迹矩阵 X 可表示为

$$X = X_1 + X_2 + \dots + X_d \quad (2)$$

3) 根据线性不相关原则将 d 个初等矩阵 X_i 分为 m 组, 并对每组的初等矩阵进行求和。例如: 某组包含基本矩阵 $X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_m}$, 求和得到 $X_l = X_{i_1} + X_{i_2} + \dots + X_{i_m}$ 。轨迹矩阵可表示为

$$X = X_{l_1} + X_{l_2} + \dots + X_{l_m} \quad (3)$$

4) 反对角线均值化, 假设有矩阵

$$T = \begin{bmatrix} t_1 & t_2 & \dots & t_K \\ t_2 & t_3 & \dots & t_{K+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ t_L & t_{L+1} & \dots & t_N \end{bmatrix} \quad (T \in R^{L \times K}) \quad (4)$$

矩阵 T 的反对角线均值化表达式为

$$t_k = \begin{cases} \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k T_{m, k-m+1} & (1 \leq k \leq l^*; l^* = \min\{L, K\}) \\ \frac{1}{l^*} \sum_{m=1}^{l^*} T_{m, k-m+1} & (l^* \leq k \leq K^*; K^* = \max\{L, K\}) \\ \frac{1}{N-k+1} \sum_{k=K^*+1}^{N-K^*+1} T_{m, k-m+1} & (K^* \leq k \leq N) \end{cases} \quad (5)$$

其中: $T_{i,j}$ 为矩阵 T 的第 i 行第 j 个元素, 且 $i+j = k+1$ 。

矩阵的反对角线共有 $l+K-1$ 条, 得到序列 $\{t_1, t_2, \dots, t_{l+K-1}\}$ 。根据式 (3) 求和得到 m 个矩阵 $\{X_{l_1}, X_{l_2}, \dots, X_{l_m}\}$, 计算得到 m 个序列 $\{y_1, y_2, \dots, y_m\}$, 相加得到原始序列 Y_N 为

$$Y_N = y_1 + y_2 + \dots + y_m \quad (6)$$

1.2 模糊熵

模糊熵是在近似熵与样本熵的基础上进行改进, 引入了模糊集理论, 使用指数函数 $f(d) = e^{-(d/r)^n}$ 衡量向量之间的相似性^[13], 模糊熵的计算过程如下。

1) 使用长度为 m 的滑窗将长度为 N 的时间序列构建成向量序列集 $S = \{S_i^m, i = 1, 2, \dots, N-m+1\}$ 。 S_i^m 为长度为 m 的序列, 且

$$S_i^m = \{t(i), t(i+1), \dots, t(i+m-1)\} - t_0(i) \quad (7)$$

其中: $t_0(i) = \frac{1}{m} \sum_{j=0}^{m-1} u(i+j)$ 。

2) 对于向量序列集 S 中的某个序列 S_i^m , 定义 S_i^m 与 S_j^m 之间的距离 d_{ij}^m 为对应标量分量的最大绝对差, 即

$$d_{ij}^m = \text{dist}[X_i^m, X_j^m] = \max_{k \in (0, m-1)} |[t(i+k) - t_0(i)] - [t(j+k) - t_0(j)]| \quad (8)$$

其中: $i, j = 1, 2, \dots, N-m$, 且 $i \neq j$ 。

3) 给定 n 和 r , 根据距离 d_{ij}^m 通过模糊隶属度函数 $\mu(d_{ij}^m, n, r)$ 计算 X_i^m 与 X_j^m 之间的模糊隶属度 D_{ij}^m 为

$$D_{ij}^m = \mu(d_{ij}^m, n, r) = e^{-\ln 2 (d_{ij}^m / r)^n} \quad (9)$$

4) 定义函数 ϕ^m , 计算除自身之外所有隶属度的均值, 即

$$\phi^m(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^m \right) \quad (10)$$

5) 重复步骤 1~4, 计算得到 $\phi^{m+1}(n, r)$ 为

$$\phi^{m+1}(n, r) = \frac{1}{N-m} \sum_{i=1}^{N-m} \left(\frac{1}{N-m-1} \sum_{j=1, j \neq i}^{N-m} D_{ij}^{m+1} \right) \quad (11)$$

6) 计算时间序列 $\{t(i), i=1, 2, \dots, N\}$ 的模糊熵为

$$\text{FuzzyEn}(m, n, r, N) = \ln \phi^m(n, r) - \ln \phi^{m+1}(n, r) \quad (12)$$

1.3 长短时记忆网络与注意力机制

LSTM通过引入3个门控单元(输入门、遗忘门和输出门)来控制信息在单元状态中的流动与保留。图1为LSTM单元结构图。其中: h_{t-1} 为上一时刻单元的输出; x_t 为当前时刻的输入; i_t 、 f_t 和 o_t 分别为LSTM单元的输入门、遗忘门和输出门。当前时刻单元细胞状态为

$$c_t = f_t \otimes c_{t-1} + i_t \otimes \tanh(w_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (13)$$

单元输出为

$$h_t = o_t \otimes \tanh(c_t) \quad (14)$$

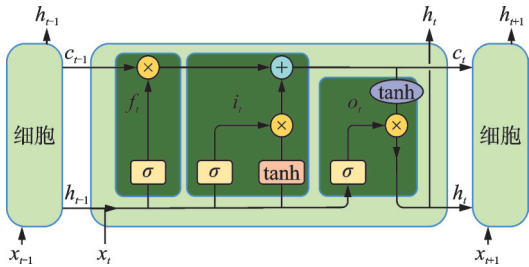


图1 LSTM单元结构图

Fig.1 The cell structure of LSTM

SA机制可以有效学习序列数据中存在的关系,捕捉序列中的有效信息,将LSTM网络与注意力机制结合,可以提升模型预测的准确性^[14]。LSTM网络输出学习到的特征 $H = \{h_1, h_2, \dots, h_d\}^T$, 其中: $h(i) \in \mathbb{R}^n$; n 为特征长度。通过自注意力机制计算得到 $h(i)$ 的重要性表达式为

$$s_i = \phi(\theta^T h(i) + b) \quad (15)$$

其中: θ^T 为权重矩阵; b 为偏移量; $\phi(\cdot)$ 为评估重要性的函数。

使用softmax函数对 s_i 进行归一化处理,即

$$a_i = \text{softmax}(s_i) = \frac{\exp(s_i)}{\sum_i \exp(s_i)} \quad (16)$$

评估全部 $h(i)$ 的重要性,得到矩阵 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_d\}^T$, 注意力机制的最终输出为

$$O = H \otimes A \quad (17)$$

1.4 域适应

DA可以处理源域数据与目标域数据分布的差异,将在源域中训练的模型泛化到目标域中^[15]。数据域 D 由特征空间 E 和在特征空间上的边界分布概率 $P(X)$ 组成,即 $D = \{E, P(X)\}$, 其中: $E = \{e(i), i=1, 2, \dots, n\}$, $e(i)$ 为第 i 个样本或特征。最小化最大均值差异(maximum mean discrepancy, 简称MMD)是域适应中常用的度量源域与目标域数据分布差异的方法,其利用核函数 $\Phi(\cdot)$ 将源域与目标域数据映射到高维空间,然后计算映射数据期望的差值,计算式为

$$\text{MMD}(E_{\text{sou}}, E_{\text{tar}}) = \left\| \frac{1}{n^{\text{sou}}} \sum_{i=1}^{n^{\text{sou}}} \Phi(e_i^{\text{sou}}) - \frac{1}{n^{\text{tar}}} \sum_{i=1}^{n^{\text{tar}}} \Phi(e_i^{\text{tar}}) \right\| \quad (18)$$

其中: $e^{\text{sou}}, e^{\text{tar}}$ 分别为源域与目标域的特征; $E_{\text{sou}}, E_{\text{tar}}$ 分别为其特征空间表示。

2 RUL预测方法和流程

针对现有方法忽略轴承开始退化的时间以及不同工况下轴承剩余使用寿命,笔者提出了一种判断轴承退化时间点方法,并搭建加入域适应模块、结合SA与LSTM的轴承寿命预测模型,采用域适应方法进行不同工况的轴承寿命预测。图2为剩余使用寿命预测流程图。

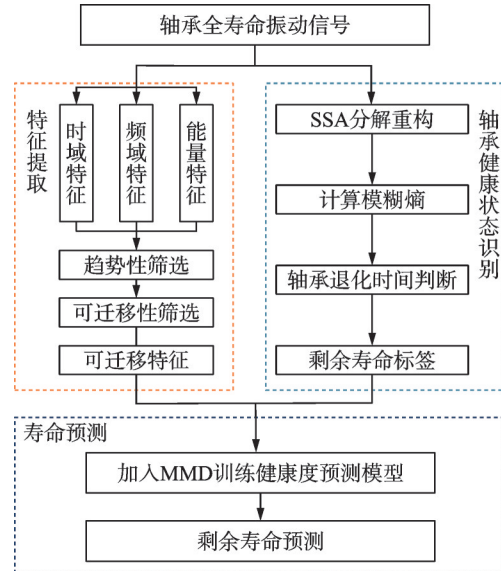


图2 剩余使用寿命预测流程图

Fig.2 The flowchart of RUL prediction method

2.1 特征提取与选择

首先,采集轴承运行全寿命周期的振动信号并计算振动信号中的特征。从振动信号中提取28个特征指标,特征集如表1所示。

表1 特征集
Tab.1 Feature set

类型	特征指标		
时域特征	均值	方根幅值	平滑度指标
	峭度	绝对均值	基尼指标
	方差	偏度因子	霍耶测度
	标准差	峰值指标	L2/L1范数比
	峰值	波形指标	负熵
	均方根	平均能量	脉冲指标
	峰峰值	裕度指标	
频域特征	重心频率 谱熵	均值频率	均方根频率
包络谱	重心频率	均值频率	均方根频率
频域特征	谱熵		

其次,对这些特征进行特征单调性与时间相关性评价,特征 x_i 的单调性计算过程为:对特征数据计算差分,对差分为正的点数减去差分为负的点数的结果求平均值,即

$\text{Mon}(x_i) =$

$$\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{|\text{num of pos diff}(x_i^j) - \text{num of neg diff}(x_i^j)|}{n-1} \quad (19)$$

其中: n 为采集时间点数量; m 为监测点的数量,这里 $m=1$ 。

时间相关性用于评估 x_i 的上升或下降趋势,计算式为

$$\text{Cor}(x_i) = \frac{\text{Cov}(x_i, t)}{\sqrt{D(x_i)D(t)}} \quad (20)$$

其中: $\text{Cov}(x_i, t)$ 为特征 x_i 与时间 t 的协方差; $D(x_i)$ 与 $D(t)$ 分别为特征 x_i 与时间 t 的方差。

源域特征集中第 i 个特征 x_i^{sou} 的评价结果为

$$\text{Trend}(x_i^{\text{sou}}) = \text{Mon}(x_i^{\text{sou}}) + \text{Cor}(x_i^{\text{sou}}) \quad (21)$$

然后,将特征评价结果按从大到小排列,初步筛选后再进行可迁移性筛选。动态时间规整(dynamic time warping,简称DTW)可以度量源域与目标域特征集之间的距离,度量值越小,表明趋势相似性越高。假设需要度量相似度的2个序列为 $S = \{s(i), i=1, 2, \dots, n_1\}$ 与 $T = \{t(i), i=1, 2, \dots, n_2\}$,使用维度为 $n_1 \times n_2$ 的矩阵对齐2个序列,有 m 条弯曲路径 $L = \{L_1, L_2, \dots, L_m\}$ 经过矩阵,弯曲路径的第 k 个元素为 $w_k = (i, j)_k$,寻找最优路径即为DTW度量2个序列相似的结果

$$\text{DTW}(S, T) = \sqrt{\sum_{k=1}^K w_k} \quad (22)$$

地球移动距离(earth mover's distance,简称EMD)一般用于度量2个概率分布之间的相似性,

度量值越小,表示2个特征之间概率分布越相似。给定一数据集 H , $\text{Prob}(H)$ 表示集合 H 的概率度量空间,EMD定义为2个分布 P^{sou} 和 P^{tar} ,且 $P^{\text{sou}}, P^{\text{tar}} \in \text{Prob}(H)^{[16]}$,即

$$\text{EMD}(P^{\text{sou}}, P^{\text{tar}}) = \inf_{\mu \in \Pi(P^{\text{sou}}, P^{\text{tar}})} E_{(h^{\text{sou}}, h^{\text{tar}}) \sim \mu} [\|h^{\text{sou}}, h^{\text{tar}}\|] \quad (23)$$

其中: $\inf$ 为最大下界; μ 为联合概率分布; $\Pi(P^{\text{sou}}, P^{\text{tar}})$ 为集合 $H \times H$ 的联合分布 $\mu(h^{\text{sou}}, h^{\text{tar}})$ 的全部情况; P^{sou} 和 P^{tar} 为 $\mu(h^{\text{sou}}, h^{\text{tar}})$ 的边缘分布。

初筛后得到的特征集中第 i 个特征 x_i 的可迁移性评价结果为

$$\text{Trans}(x_i^{\text{sou}}, x_i^{\text{tar}}) = \text{DTW}(x_i^{\text{sou}}, x_i^{\text{tar}}) + \text{EMD}(x_i^{\text{sou}}, x_i^{\text{tar}}) \quad (24)$$

最后,将特征评价结果按从小到大排列,筛选出可用于域适应学习的特征集。

2.2 轴承退化时间识别

SSA分解关键是轨迹矩阵维度的选择。合适的矩阵维度可以提取出信号的周期成分,同时减少计算量。笔者设计了一种能够自行寻找最优维度的方法:

1) 设置维度初始值,并对信号进行分解,得到周期成分序列与非周期成分序列;

2) 计算周期,比较周期与维度是否相等。若不相等,则将周期作为新的维度,对信号重新分解,直至周期与维度相等。

3) 当周期与维度相等时,矩阵维度为最佳。

对信号分解后的非周期成分进行重构,计算重构后信号的模糊熵。轴承健康状态变化时,模糊熵值明显改变,可通过模糊熵值的变化状态判断轴承开始退化的时间。

2.3 加入MMD的RUL预测模型

笔者在LSTM-SA中引入DA模块,笔者提出的模型如图3所示。在特征提取模块中,全连接网络从输入特征中学习高级特征,LSTM能够学习特征在时间上的前后关联,结合自注意力机制,可过滤无效关联,保留重要的关联特征。将关联特征输入DA模块,通过测量分布差异来调整特征提取模块。将特征输入到全连接层的寿命预测模块,得到预测寿命。

模型的优化目标由2部分组成:①源域实际RUL值与预测RUL值之间的损失 Loss_{RUL} ;②分布差异损失 Loss_{MMD} 。 Loss_{MMD} 用于衡量源域与目标域特征的分布差异,使得特征提取模块能够学习到特征中的域不变特征,计算式为

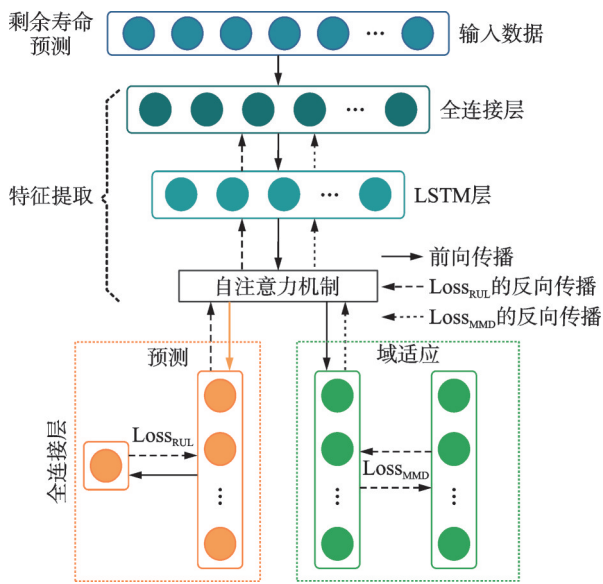


图 3 笔者提出的模型

Fig.3 The architecture of the proposed

$$\begin{aligned} \text{Loss}_{\text{MMD}} = \text{MMD}(X^{\text{sou}}, X^{\text{tar}}) = & \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \Phi(x_i^{\text{sou}}, x_j^{\text{sou}}) + \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \Phi(x_i^{\text{tar}}, x_j^{\text{tar}}) - \\ & \frac{2}{n^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \Phi(x_i^{\text{tar}}, x_j^{\text{tar}}) \end{aligned} \quad (25)$$

其中： X^{sou} 和 X^{tar} 分别为源域与目标域的特征。

MMD 计算时使用三次样条插值方法对齐源域与目标域特征。通过最小化优化函数来寻找模型的最优参数,优化函数为

$$\text{Loss}(W) = \min_W \text{Loss}_{\text{RUL}}(W) + \lambda \text{Loss}_{\text{MMD}}(W) \quad (26)$$

其中： W 为模型参数。

模型完成训练后,可实现不同工况下的轴承健康度预测。当轴承健康度低于 0.9 时,利用线性回归拟合健康度退化曲线,预测轴承失效时间 t' ,计算与当前运行时间 t 的差值,即可得到预测剩余寿命。

$$\text{predRUL} = \{t' - t | t' > t\} \quad (27)$$

3 实验数据验证与讨论

3.1 数据描述

实验采用文献[17]提供的轴承退化数据集进行验证。该数据集由 PRONOSTIA 实验台模拟真实轴承退化全过程实验得到,实验开始时并未预制轴承故障,且过程中无法得知轴承故障模式,从而能够模拟轴承运行时的真实情况。数据集提供了 3 种工况:工况 1 径向力为 4 kN,转速为 1 800 r/min;工况 2 径向力为 4.2 kN,转速为 1 650 r/min;工况 3 径向力为 5 kN,转速为 1 500 r/min。所有轴承在实验时使用加速度传感器采集振动信号,采样频率为 25.6 kHz,

采样时长为 0.1 s,即单次采集 2 560 个数据点,采样间隔为 10 s。当振动幅值超过限值时停止采集,以防止损伤实验台。工况 1 包括轴承 1_1~轴承 1_7 共 7 组数据,工况 2 包括轴承 2_1~轴承 2_7 共 7 组数据,工况 3 包括轴承 3_1~轴承 3_3 共 3 组数据。

为验证所提方法的有效性,笔者设置 6 种实验。实验与任务如表 2 所示。实验设置训练集 1、2 和 3 为源域,其余工况的数据集为目标域。剩余寿命预测模型基于 Pytorch 框架搭建,CPU 为 Intel(R) Core(TM) i9-10940X,GPU 为 GeForce RTX 3090。

表 2 实验与任务

Tab.2 Experiments and tasks

迁移预测	训练数据	测试数据
工况 1→工况 2	源域:轴承 1_1、轴承 1_2 目标域:轴承 2_1、轴承 2_2	轴承 2_7
工况 1→工况 3	源域:轴承 1_1、轴承 1_2 目标域:轴承 3_1、轴承 3_2	轴承 3_3
工况 2→工况 1	源域:轴承 2_1、轴承 2_2 目标域:轴承 1_1、轴承 1_2	轴承 1_7
工况 2→工况 3	源域:轴承 2_1、轴承 2_2 目标域:轴承 3_1、轴承 3_2	轴承 3_3
工况 3→工况 1	源域:轴承 3_1、轴承 3_2 目标域:轴承 1_1、轴承 1_2	轴承 1_7
工况 3→工况 2	源域:轴承 3_1、轴承 3_2 目标域:轴承 2_1、轴承 2_2	轴承 2_7

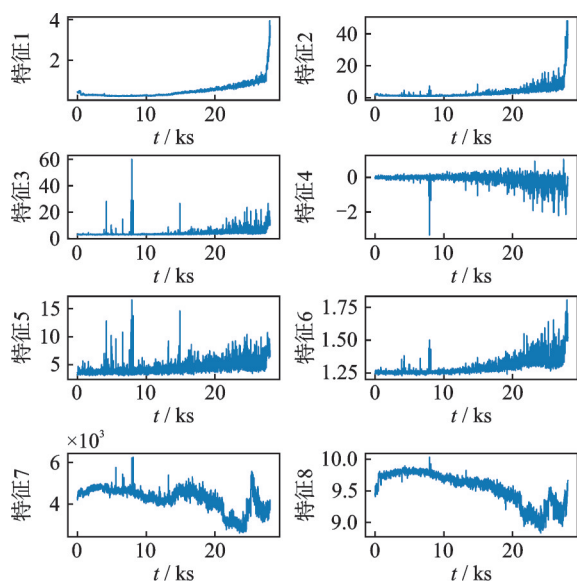
3.2 特征提取与筛选

在采集的轴承振动信号中,水平方向的信号能够提供更多的有效信息^[18]。以数据集 1 为源域、数据集 2 为目标域为例,从训练集轴承全寿命周期水平振动信号中提取 28 个特征,得到最初的轴承数据集。首先,对特征进行单调性与时间相关性筛选,取训练集不同轴承特征筛选结果中共有的特征,得到趋势性较为明显的特征;然后,进行可迁移性筛选,同样取可迁移性筛选结果中的共有特征,最终得到可迁移性较好的特征集。轴承可迁移特征如图 4 所示。为节省篇幅,仅展示轴承 1_1 与 1_2 中部分可迁移性较好的特征。

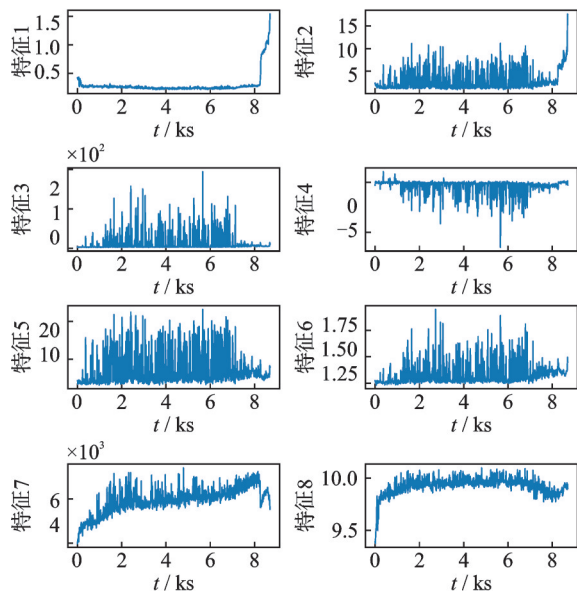
3.3 轴承退化时间识别

在使用模型进行寿命预测之前,需要识别轴承开始退化的时间,以不同工况下的轴承 1_1 与轴承 3_1 为例进行验证。轴承 1_1 与轴承 3_1 退化时间识别结果分别如图 5、6 所示。

由图 5、6 可知,相比于常用的均方根特征,基于



(a) 轴承1_1部分可迁移特征
(a) The part of transferable features for bearing 1_1



(b) 轴承1_2部分可迁移特征
(b) The part of transferable features for bearing 1_2

图4 轴承可迁移特征

Fig.4 The transferable features for bearing

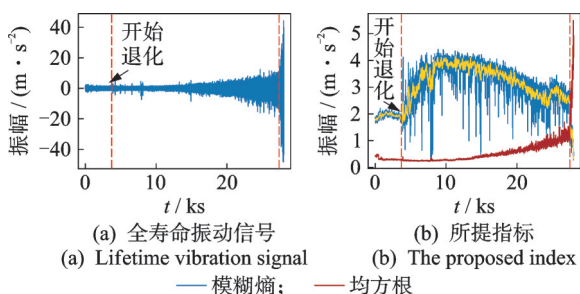


图5 轴承1_1退化时间识别结果

Fig.5 Recognition of bearing 1_1 degradation time

SSA分析的FuzzyEn指标能够有效识别3个阶段:阶段1为正常阶段,阶段2为退化阶段,阶段3为失效阶段。将轴承运行进入阶段2的时间点定义为轴

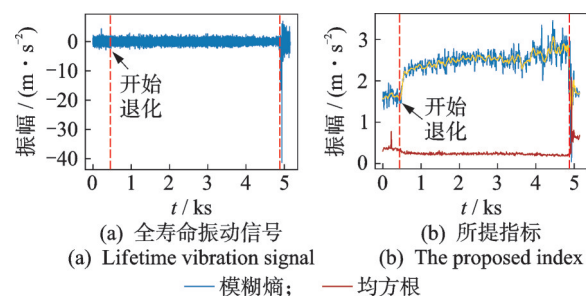


图6 轴承3_1退化时间识别结果

Fig.6 Recognition of bearing 3_1 degradation time

承退化时间点,从而获得轴承剩余寿命标签。

3.4 剩余寿命预测

在6组实验中,加入未进行迁移学习的寿命预测模型进行对比,提出模型的健康度预测结果如图7所示。其中,实际健康度由模糊熵计算得到,其为量纲为一的量。可以看出,提出模型具有较好的预测表现。

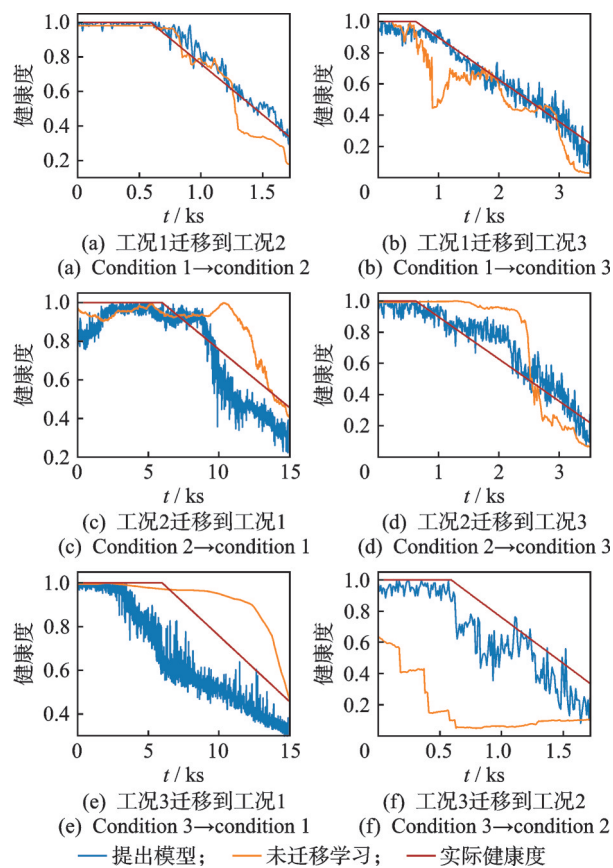


图7 提出模型的健康度预测结果

Fig.7 Health prediction results of the proposed model

当轴承健康度低于0.9时,利用预测RUL计算式得到剩余寿命。图8为工况1迁移到工况2的剩余寿命预测结果。在当前时间1720s预测轴承在2250s失效,由式(27)可得预测剩余寿命为530s。图9为工况3迁移到工况1的剩余寿命预测结果。

在当前时间 15 020 s 预测轴承在 21 200 s 失效,则预测剩余寿命为 6 200 s。

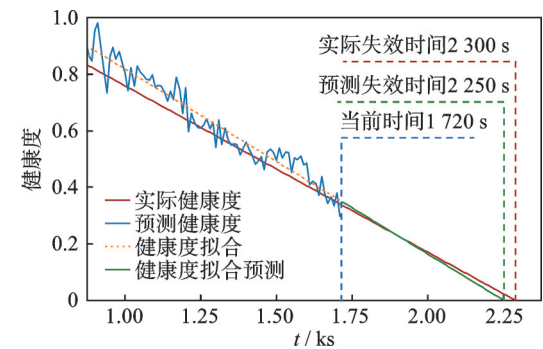


图 8 工况 1 迁移到工况 2 的剩余寿命预测结果

Fig.8 RUL prediction results of condition 1→condition 2

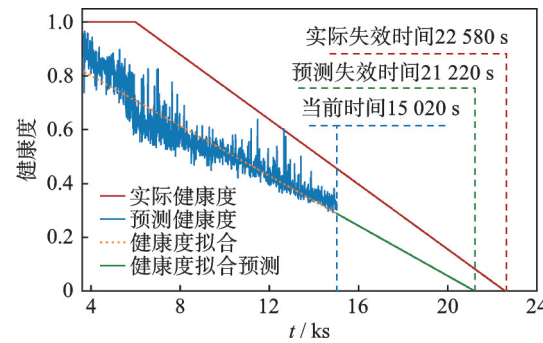


图 9 工况 3 迁移到工况 1 的剩余寿命预测结果

Fig.9 RUL prediction results of condition 3→condition 1

3.5 相关方法对比

为证明所提方法的有效性,选择 3 种模型进行对比:①基于迁移学习的双向门控循环网络(transfer learning method based on bidirectional gated recurrent unit,简称 TBiGRU)模型^[19];②基于迁移学习的多层感知器(transfer learning-based multi-layer perceptron,简称 TMLP)^[20]模型;③迁移量分析(transfer component analysis,简称 TCA)^[21]。

使用平均绝对误差(mean absolute error,简称 MAE)、均方根误差(root mean square error,简称 RMSE)和常用评分函数对模型进行评价。MAE 和 RMSE 值越小,代表模型预测准确度越高。MAE 与 RMSE 的计算式分别为

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\hat{y}_i - y_i| \tag{28}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \tag{29}$$

其中: $\hat{y}_i$ 与 y_i 分别为健康度预测值与实际值。

评分函数计算过程如下。

1) 计算剩余寿命的预测误差 Er_i 为

$$Er_i = \frac{actRUL_i - predRUL_i}{actRUL_i} \times 100\% \tag{30}$$

其中:actRUL_{*j*}为实际剩余寿命;predRUL_{*j*}为预测剩余寿命。

2) 剩余寿命预测的准确度为

$$A_i = \begin{cases} e^{-\ln 0.5 \cdot (Er_i/5)} & (Er_i \leq 0) \\ e^{-\ln 0.5 \cdot (Er_i/20)} & (Er_i > 0) \end{cases} \tag{31}$$

3) 预测误差 Er_i 与模型准确度 A_i 关系如图 10 所示。模型的评分公式为

$$Score = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n A_i \tag{32}$$

得分越高,代表模型预测准确性越高。表 3 为 RUL 预测结果对比。可见,提出模型的得分分别提高 0.13、0.22 和 0.35,证明所提方法的有效性。

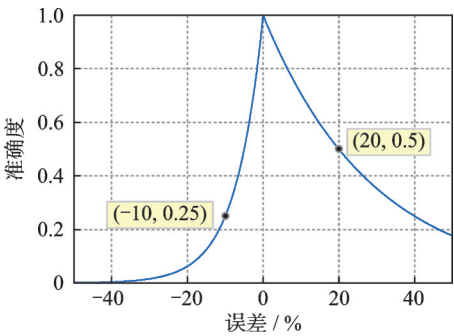


图 10 预测误差与模型准确度关系

Fig.10 Relationship between the prediction error and the model accuracy

表 3 RUL 预测结果对比

Tab.3 RUL prediction results and comparisons

实验	指标	提出模型	TBiGRU	TMLP	TCA
工况 1→工况 2	MAE	0.038	0.096	0.114	0.198
	RMSE	0.051	0.125	0.137	0.276
工况 1→工况 3	MAE	0.048	0.091	0.154	0.103
	RMSE	0.061	0.102	0.177	0.138
工况 2→工况 1	MAE	0.094	0.104	0.102	0.207
	RMSE	0.114	0.127	0.124	0.258
工况 2→工况 3	MAE	0.070	0.078	0.101	0.179
	RMSE	0.088	0.092	0.118	0.221
工况 3→工况 1	MAE	0.144	0.210	0.142	0.315
	RMSE	0.181	0.283	0.174	0.399
工况 3→工况 2	MAE	0.130	0.116	0.200	0.119
	RMSE	0.161	0.149	0.244	0.146
得分		0.56	0.43	0.34	0.21

4 实际工程数据验证

实验设备为某石化企业螺杆泵,使用异步交流

电机驱动,电机额定转速为2 980 r/min,加速度传感器采样频率为25.6 kHz,单次采样时长为0.64 s,采样间隔为20 min。泵的测点布局如图11所示。

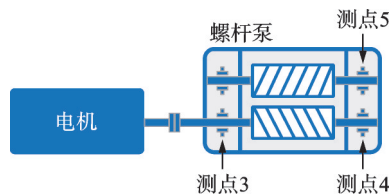


图11 泵的测点布局

Fig.11 Survey point layout diagram of a pump

在监测过程中测点5附近轴承发生退化后损坏,由于测点5的历史数据缺失,因此使用测点3的数据建立预测模型,对测点5的轴承进行寿命预测。5#轴承退化时间识别结果如图12所示。可以看出,随着损伤出现,振幅迅速增加,验证了所提方法的有效性。

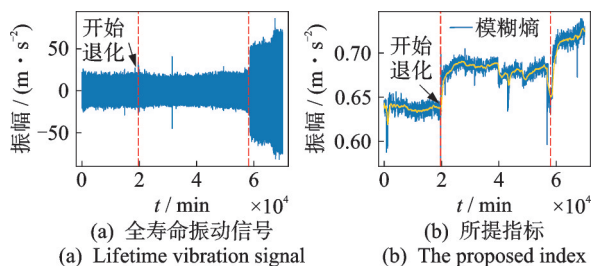


图12 5#轴承退化时间识别结果

Fig.12 Recognition of 5# bearing degradation time

图13为5#轴承健康度预测结果。可以看出,相较于未迁移学习模型,提出模型有更好的预测结果。

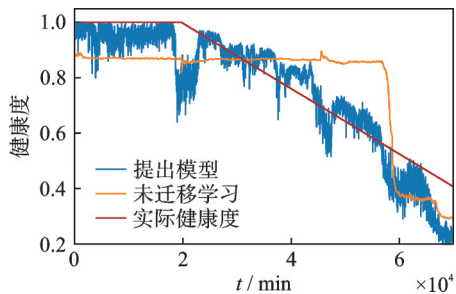


图13 5#轴承健康度预测结果

Fig.13 Health prediction results of 5# bearing

分别使用RNN与CNN搭建迁移循环神经网络 (transfer recurrent neural network,简称TRNN)与迁移卷积神经网络 (transfer convolutional neural network,简称TCNN)。健康度预测结果对比如图14所示。可以看出,所提模型健康度预测结果更为准确。

5#轴承寿命预测结果如图15所示。轴承的实际寿命为104 540 min,预测寿命为96 840 min。

表4为不同模型RUL预测结果。可见,提出模型的预测误差与TRNN和TCNN相比,分别降低了

7.4%与18.3%,进一步说明提出模型的有效性。

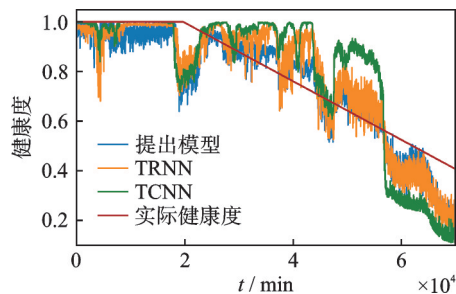


图14 健康度预测结果对比

Fig.14 Comparison of health prediction results

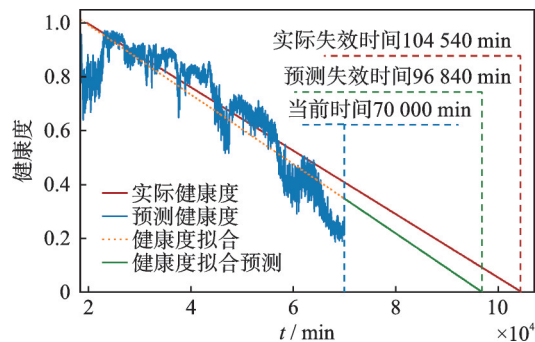


图15 5#轴承寿命预测结果

Fig.15 RUL prediction results of 5# bearing

表4 不同模型RUL预测结果

Tab.4 RUL prediction results of different models

指标	提出模型	TRNN	TCNN
MSE	0.083	0.093	0.139
RMSE	0.104	0.113	0.170
预测剩余寿命/min	26 840	24 280	20 500
实际剩余寿命/min	34 540	34 540	34 540
预测误差/%	22.3	29.7	40.6

5 结束语

提出了一种加入域适应模块并结合自注意力机制和LSTM网络的模型,并通过迁移学习实现跨工况轴承剩余寿命预测。首先,基于趋势性评价与可迁移性评价,筛选得到同时具备单调性和可迁移性的特征;其次,采用SSA方法对振动信号进行重构,并计算重构信号的模糊熵,以判断轴承退化情况;最后,基于LSTM-SA的迁移学习模型实现不同工况下的轴承剩余寿命预测。通过与TBiGRU模型、TMLP模型以及TCA方法进行对比,验证了提出模型具有更优的预测性能。此外,实际工程数据的验证结果进一步证明了提出模型的有效性。同时,与RNN和CNN方法相比,所提模型能够准确预测轴承的RUL。

参 考 文 献

- [1] CHEN Y H, PENG G L, ZHU Z Y, et al. A novel deep learning method based on attention mechanism for bearing remaining useful life prediction[J]. *Applied Soft Computing*, 2020, 86: 105919.
- [2] DEUTSCH J, HE D. Using deep learning-based approach to predict remaining useful life of rotating components[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2018, 48(1): 11-20.
- [3] REN L, SUN Y Q, WANG H, et al. Prediction of bearing remaining useful life with deep convolution neural network[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 13041-13049.
- [4] ZHU J, CHEN N, PENG W W. Estimation of bearing remaining useful life based on multiscale convolutional neural network[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, 66(4): 3208-3216.
- [5] HEIMES F O. Recurrent neural networks for remaining useful life estimation[C]//2008 International Conference on Prognostics and Health Management. Denver, Colorado, USA: IEEE, 2008: 1-6.
- [6] SONG Y, SHI G, CHEN L Y, et al. Remaining useful life prediction of turbfan engine using hybrid model based on autoencoder and bidirectional long short-term memory[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2018, 23(1): 85-94.
- [7] ZHOU J N, MA Y J, JIANG B, et al. A bearing remaining useful life prediction method based on residual convolutional network and LSTM [C]//2023 6th International Symposium on Autonomous Systems. Nanjing, China: IEEE, 2023: 1-6.
- [8] ZHU G P, ZHU Z N, XIANG L, et al. Prediction of bearing remaining useful life based on DACN-ConvLSTM model[J]. *Measurement*, 2023, 211: 112600.
- [9] 梁天添, 刘健, 梁贺焱, 等. 轴承剩余使用寿命预测的 IDSA-LSTMNN[J]. *振动、测试与诊断*, 2025, 45(2): 273-280.
LIANG Tiantian, LIU Jian, LIANG Heyan, et al. IDSA-LSTMNN for prediction of bearing remaining useful life[J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2025, 45(2): 273-280. (in Chinese)
- [10] MAO W T, HE J L, SUN B, et al. Prediction of bearings remaining useful life across working conditions based on transfer learning and time series clustering[J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 135285-135303.
- [11] ZHUANG J C, JIA M P, ZHAO X L. An adversarial transfer network with supervised metric for remaining useful life prediction of rolling bearing under multiple working conditions[J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2022, 225: 108599.
- [12] HE R, TIAN Z G, ZUO M J. A transferable neural network method for remaining useful life prediction[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2023, 183: 109608.
- [13] CHEN W T, WANG Z Z, XIE H B, et al. Characterization of surface EMG signal based on fuzzy entropy[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2007, 15(2): 266-272.
- [14] CHEN Z H, WU M, ZHAO R, et al. Machine remaining useful life prediction via an attention-based deep learning approach[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(3): 2521-2531.
- [15] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [16] CHENG C, ZHOU B T, MA G J, et al. Wasserstein distance based deep adversarial transfer learning for intelligent fault diagnosis with unlabeled or insufficient labeled data[J]. *Neurocomputing*, 2020, 409: 35-45.
- [17] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAH K, et al. An experimental platform for bearings accelerated degradation tests[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Prognostics and Health Management IEEE. Denver, Colorado, USA: IEEE, 2012: 1-8.
- [18] SOUALHI A, MEDJAH K, ZERHOUNI N. Bearing health monitoring based on Hilbert-Huang transform, support vector machine, and regression[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2015, 64(1): 52-62.
- [19] CAO Y D, JIA M P, DING P, et al. Transfer learning for remaining useful life prediction of multi-conditions bearings based on bidirectional-GRU network[J]. *Measurement*, 2021, 178: 109287.
- [20] ZHU J, CHEN N, SHEN C Q. A new data-driven transferable remaining useful life prediction approach for bearing under different working conditions[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 139: 106602.
- [21] PAN S J, TSANG I W, KWOK J T, et al. Domain adaptation via transfer component analysis[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2011, 22(2): 199-210.



第一作者简介:赵衍,男,1998年10月生,硕士生。主要研究方向为故障诊断与寿命预测。
E-mail:zhaoyan_360@163.com

通信作者简介:冯坤,男,1982年6月生,博士、教授。主要研究方向为旋转机械振动信号处理与故障诊断。
E-mail:kunfengphd@163.com