

基于无监督深度模型迁移的滚动轴承寿命预测方法

康守强¹ 邢颖怡¹ 王玉静¹ 王庆岩¹ 谢金宝²
MIKULOVICH Vladimir Ivanovich³

摘要 针对实际中某种工况滚动轴承带标签振动数据获取困难, 健康指标难以构建及寿命预测误差大的问题, 提出一种基于无监督深度模型迁移的滚动轴承剩余使用寿命 (Remaining useful life, RUL) 预测方法. 该方法首先对滚动轴承全寿命周期振动数据提取均方根 (Root mean square, RMS) 特征, 并引入新的自下而上 (Bottom-up, BUP) 时间序列分割算法将特征序列分割为正常期、退化期和衰退期 3 种状态; 对振动信号经快速傅里叶 (Fast Fourier transform, FFT) 变换后的幅值序列进行状态信息标记, 并将其输入到新增卷积层的全卷积神经网络 (Full convolutional neural network, FCN) 中, 提取深层特征, 得到预训练模型; 提出将预训练模型的梯度作为一种“特征”与传统预训练模型特征一起参与目标域网络训练过程, 从而得到状态识别模型; 利用状态概率估计法结合状态识别模型建立滚动轴承寿命预测模型. 实验验证所提方法无需构建健康指标, 可实现无监督条件下不同工况滚动轴承剩余寿命预测, 并获得较好的效果.

关键词 滚动轴承, 不同工况, 模型迁移, 状态识别, 剩余使用寿命

引用格式 康守强, 邢颖怡, 王玉静, 王庆岩, 谢金宝, MIKULOVICH Vladimir Ivanovich. 基于无监督深度模型迁移的滚动轴承寿命预测方法. 自动化学报, 2023, 49(12): 2627–2638

DOI 10.16383/j.aas.c200890

Rolling Bearing Life Prediction Based on Unsupervised Deep Model Transfer

KANG Shou-Qiang¹ XING Ying-Yi¹ WANG Yu-Jing¹ WANG Qing-Yan¹ XIE Jin-Bao²
MIKULOVICH Vladimir Ivanovich³

Abstract In order to solve the problems such as difficulty in acquiring labeled vibration data of rolling bearings under certain working condition in practice, difficulty in constructing health indicators and large error in life prediction of rolling bearings, a method of remaining useful life (RUL) prediction of rolling bearings is proposed based on unsupervised deep model transfer. Firstly, the root mean square (RMS) features of the vibration data of the full life cycle of the rolling bearings are extracted, and a new bottom-up (BUP) time series segmentation algorithm is introduced to divide the feature sequence into three states: Normal period, degradation period and recession period. Mark the state information of the amplitude sequence of the vibration signal after the fast Fourier transform (FFT), and input it into the fully convolutional neural network (FCN) of the newly added convolutional layer to extract deep features, and the pre-trained model can be obtained. The gradient of the pre-trained model is proposed and used as a “feature” to participate in the target domain network training process together with the traditional pre-trained model features, and the state identification model is obtained. Using state probability estimation method combined with state identification model, life prediction model of rolling bearing can be established. Experiments verify that, without establishing health indicators, the proposed method can realize remaining useful life prediction of rolling bearings for different working conditions under unsupervised conditions, and achieve better results.

Key words Rolling bearing, different working conditions, model transfer, state identification, remaining useful life (RUL)

Citation Kang Shou-Qiang, Xing Ying-Yi, Wang Yu-Jing, Wang Qing-Yan, Xie Jin-Bao, MIKULOVICH Vladimir Ivanovich. Rolling bearing life prediction based on unsupervised deep model transfer. *Acta Automatica Sinica*, 2023, 49(12): 2627–2638

收稿日期 2020-10-24 录用日期 2021-03-19
Manuscript received October 24, 2020; accepted March 19, 2021
国家自然科学基金 (52375533), 山东省自然科学基金 (ZR2023ME057) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (52375533) and Natural Science Foundation of Shandong Province (ZR2023ME057)

本文责任编辑 陈胜勇

Recommended by Associate Editor CHEN Sheng-Yong

1. 哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院 哈尔滨 150000 中国
2. 海南师范大学物理与电子工程学院 海口 571158 中国 3. 白

俄罗斯国立大学 明斯克 220030 白俄罗斯
滚动轴承是易受损部件之一^[1], 其剩余使用寿命 (Remaining useful life, RUL) 与设备运行状态息息相关, 通过对滚动轴承进行寿命预测能够避免因轴承失效导致的停机维修、人员伤亡等问题, 具

俄罗斯国立大学 明斯克 220030 白俄罗斯

1. School of Measurement-Control and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150000, China 2. College of Physics and Electronic Engineering, Hainan Normal University, Haikou 571158, China 3. School of Belarusian State University, Minsk 220030, Belarus

有重要意义^[2-3]。

剩余寿命预测是指根据设备的历史退化趋势, 预测出设备从当前时刻到最终失效的时间间隔^[4]。现有的设备剩余寿命预测方法可分为 3 类^[5]: 基于机理模型的方法、数据驱动的方法和两种方法相结合的方法。文献 [6] 利用 Paris-Erdogan 模型描述滚动轴承性能退化趋势, 获得较好效果。然而, 在实际工作中滚动轴承工况会随着时间发生变化, 很难建立精确的机理模型。采用数据驱动的方法建立预测模型可直接从历史输入数据中提取有用的信息构建模型, 受其他因素影响较小, 是一种较为有效的建模方法。

现阶段, 基于数据驱动预测剩余使用寿命的方法主要分为基于退化趋势建模及建立回归模型。文献 [7] 利用全参数动态学习深度信念网络对滚动轴承进行剩余寿命预测, 具有较高的预测精度。文献 [8] 利用皮尔逊相似度法对轴承数据进行相似度分析, 并采用改进隐马尔科夫退化模型完成滚动轴承自适应预测, 具有较小的预测误差。文献 [9] 利用卷积神经网络级联 Catboost 构建改进的深度森林, 完成滚动轴承剩余寿命预测, 很好地表征了轴承的退化过程。上述数据驱动方法需要找到剩余寿命和性能退化过程之间的对应关系, 但在实际工作中, 剩余寿命预测对象一般具有多退化量及非线性退化过程, 较难找到准确对应关系, 导致很难构建健康指标、准确设定失效阈值, 使得剩余寿命预测方法的结果受到较大影响。

倘若先进行状态识别则可避免上述问题。目前, 已有许多学者针对滚动轴承状态识别方法进行研究。文献 [10-11] 分别提出多目标优化改进经验模态分解、阶数统计滤波器结合快速奇异频谱分解提取浅层故障特征的方法, 有效地解决了轴承状态识别问题。浅层特征提取方法已广泛应用在滚动轴承状态识别等方面, 但依赖信号预处理技术及专家经验。

深度学习网络可自动提取高维数据的深层特征, 近几年在机械状态识别领域得到了广泛应用^[12]。文献 [13] 利用深度学习中的去噪堆叠式自动编码器进行特征提取, 实现轴承故障诊断, 获得了较好效果。文献 [14] 利用集合经验模态分解-希尔伯特包络谱结合深度信念网络, 有效实现变负载下滚动轴承故障诊断。文献 [15] 提出多输入层卷积神经网络, 可将谱分析数据在模型任意位置输入, 有效解决了滚动轴承故障诊断问题。

在实际工作中, 滚动轴承的工况常常是变化的, 带有标签的样本数据量过少, 同时训练数据与测试

数据分布不一定相同, 导致基于深度学习的状态识别方法效果并不理想。迁移学习可以解决样本数据不充裕及数据分布不同的问题, 故在机械状态识别领域得到一定应用。文献 [16] 提出一种利用域自适应模块辅助状态识别模块学习域不变特征的方法, 取得了较好的轴承故障分类效果。文献 [17] 提出一种深度域适应方法, 有效地解决了齿轮在多种工作条件下的故障诊断问题。然而, 域适应方法存在特征映射困难的问题, 导致分类效果不理想, 而模型迁移不存在此类问题。模型迁移是通过参数传递的形式将源域中的相关知识迁移到目标领域的方法。文献 [18] 提出一种基于神经网络的智能故障诊断方法, 首先从大量数据中学习特征并调整源域网络的参数, 得到预训练模型, 然后将预训练模型中参数传递给目标域网络, 实现不同工作条件下滚动轴承故障诊断, 并获得较高的准确率。模型迁移方法一般只使用传统预训练特征且只考虑高级特征, 但并不是所有高级特征都对目标域训练起到积极作用, 而模型的梯度则可能包含有用的特征信息, 因此将模型的梯度作为一种“特征”并传递给目标域, 理论上可提升模型迁移的效果。

然而, 在实际生产中有些数据集缺少甚至没有标签, 导致很难建立有效模型, 为了克服这种局限性, 可使用状态退化严重性信息 (例如健康、轻度、中度等) 标记未标记的原始数据。文献 [19] 提出一种基于状态持续时间的转辙机故障预测方法, 利用 K-means 聚类方法对转辙机健康状态进行划分。但聚类算法的划分结果实质上是随机的, 且机械设备的工作环境对划分结果影响较大^[20]。文献 [21] 提出一种离线和在线机器健康评估方法, 利用自下而上 (Bottom-up, BUP) 的时间序列分割方法划分所选特征序列, 以区分转辙机的健康状态。

综上, 针对滚动轴承工况种类繁多且某种工况数据不含标签导致寿命预测误差大的问题, 对传统剩余使用寿命预测方法进行改进, 提出一种新的智能寿命预测方法。

1) 该方法引入自下而上时间序列分割算法, 将均方根 (Root mean square, RMS) 特征分割为不同退化状态子序列, 同时在快速傅里叶变换 (Fast Fourier transform, FFT) 幅值序列上标记退化状态信息, 构建不同域数据集。

2) 利用新增卷积层的全卷积神经网络 (Full convolutional neural network, FCN) 训练源域数据以获取预训练模型, 同时提出将模型的梯度“特征”及传统预训练模型特征传递到目标域数据 (无标签) 训练过程中, 以达到改进无监督深度模型迁

移策略及构建状态识别模型的目的。

3) 提出将状态概率估计法与状态识别模型相结合构建预测模型, 无需构建健康指标即可实现无监督条件下不同工况滚动轴承的剩余寿命预测。

1 自下而上分割算法理论

时间序列分割是将序列分解成具有相似特征子序列的过程。BUP 时间序列分割算法是分段线性逼近技术, 由分割和合并两步完成。首先, 将长度为 T 的时间序列数据点两两连接, 划分成不重合的 $T/2$ 个初始分段, 并计算合并相邻段的拟合代价 (拟合误差)。然后, 循环地从中选择最小的拟合代价, 如果该最小值小于设定的分段阈值, 则合并对应的两个分段, 并计算新分段与其前后分段的拟合代价。重复该过程, 直到所有的拟合代价均不小于分段阈值, 分段结束。最佳分段阈值借助变化率 (RoC) 和变异系数 (CV) 确定, 具体计算过程为

$$RoC_i(D_{FSi}, L_{FSi}) = \sum \left(\frac{diff(D_{FSi})}{diff(L_{FSi})} \right) \times 100 \quad (1)$$

$$CV_s(RoCs) = \left(\frac{\sigma_{RoCs}}{\mu_{RoCs}} \right) \quad (2)$$

式中, D_{FSi} 是第 i 个特征片段 (FSi) 内的测量变量, $diff(D_{FSi})$ 是变量差值, L_{FSi} 是时间指数, CV_s 是第 s 个 RoC 的误差。

算法 1. 自下而上分割算法

输入. 时间序列长度 T , 分段阈值 max_error .

输出. 分段结果.

```

1: for  $i (i < T)$  do
2:   创建初始近似值集合  $Seg\_TS$ 
3: end for
4: for  $i (i < Seg\_TS)$  do
5:   计算  $Seg\_TS(i)$  与  $Seg\_TS(i+1)$  的合并误差  $merge\_cost(i)$ 
6: end for
7: while 拟合代价最小值 < 分段阈值
8:   令  $p$  为拟合代价最小值
9:   将  $Seg\_TS(p)$  与  $Seg\_TS(p+1)$  合并, 重新定义为  $Seg\_TS(p)$ 
10:  删除  $Seg\_TS(p+1)$ , 更新
11:  计算  $Seg\_TS(p)$  与  $Seg\_TS(p+1)$  的拟合代价, 定义为  $Seg\_TS(p)$ 
12:  计算  $Seg\_TS(p-1)$  与  $Seg\_TS(p)$  的拟合代价, 定义为  $Seg\_TS(p-1)$ 
13: end while

```

由于 BUP 将给定的序列分解为特征相似的子

序列, 因此, 可以将每个分段视为具有不同劣化程度的机械设备健康状态。

2 FCN 网络及新增卷积层的 FCN

2.1 FCN 网络

FCN 是以卷积神经网络为基础进一步发展的神经网络, 其采用反卷积层对最后一个卷积层的特征图进行上采样, 对每个特征点进行预测, 保留原始输入空间信息, 具有更好的分类效果。网络结构如图 1 所示。

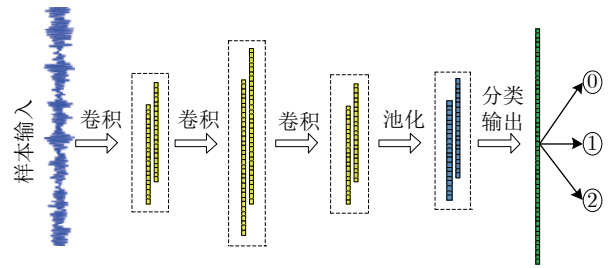


图 1 FCN 网络结构

Fig.1 FCN network structure

FCN 主要由输入层、卷积层、池化层、输出层组成。

1) 输入层: 数据的输入。

2) 卷积层: 卷积层的每个卷积核以固定大小与该卷积层中的数据进行卷积并产生相应的特征。同时采用非线性激活函数加强泛化能力, 防止梯度消失。卷积运算为

$$x_j^l = f \left(\sum_{i \in M_j} x_i^{l-1} \times k_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (3)$$

式中, M_j 为第 j 个输入特征矢量; l 为第 l 层网络; k_{ij}^l 为第 l 层卷积核, i 为特征图的序号; b_j^l 为网络偏置; x_j^l 为第 l 层的第 j 个输出, x_j^{l-1} 为第 l 层的第 j 个输入。卷积神经网络一般选择修正线性单元 (Rectified linear unit, ReLU) 作为非线性激活函数。ReLU 使用式 (4) 进行描述。

$$a_i^{l+1}(j) = f(y_i^{l+1}(j)) = \max\{0, y_i^{l+1}(j)\} \quad (4)$$

式中, $y_i^{l+1}(j)$ 表示完成卷积运算的输出值; $a_i^{l+1}(j)$ 是 $y_i^{l+1}(j)$ 的激活值。

3) 池化层: 采用最大池化算子对特征进行稀疏化处理, 降低运算量。最大池化算子的函数表示为

$$p_i^{l+1}(j) = \max_{(j-1)W+1, jW} \{q_i^l(t)\} \quad (5)$$

式中, $q_i^l(t)$ 表示第 l 层第 i 个特征矢量中第 t 个神经

元的值, $t \in [(j-1)W+1]$; W 是池化宽度; $p_i^{l+1}(j)$ 代表第 $l+1$ 层神经元对应的值.

4) 输出层: 对最后一个池化层的输出进行首尾全连接操作, 然后使用 softmax 分类器完成多分类过程, 该模型可用式 (6) 进行描述

$$O = f(b_o + \omega_o f_v) \quad (6)$$

式中, f_v 表示特征矢量; b_o 和 ω_o 分别代表偏差向量和权值矩阵.

2.2 新增卷积层的 FCN 网络

FCN 网络通过堆叠多个滤波器对输入样本数据进行逐层卷积操作, 完成输入数据的深层特征自动提取. 从每层卷积层中提取出蕴含在样本数据中的特征, 随着卷积层数加深, 所提取到的特征会变得更抽象. 因此, 能否更好地提取数据深层特征与 FCN 网络的卷积层数息息相关.

当样本数据分布差异较大时, 为更好地降低样本数据间的特征差异, 可加深 FCN 网络的卷积层数, 更好地挖掘样本数据之间的关系. 增加卷积层数能够改善分类结果, 但可能造成特征信息丢失, 二者存在相互制衡问题. 因此, 通过增加一层卷积层构建新的 FCN 网络, 使其具有更好的特征提取效果, 并且新增卷积层参数需根据输入数据大小及卷积计算公式确定. 新增卷积层的 FCN 网络结构如图 2 所示.

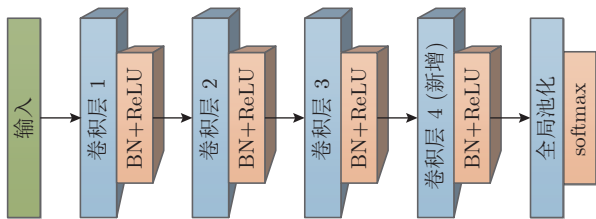


图 2 新增卷积层的 FCN 网络

Fig.2 FCN network with new convolutional layer

新增卷积层的 FCN 网络理论上分为以下两步:

1) 前向传播

在训练数据集中随机抽取样本数据并逐层传送到输出层, 计算相应的实际输出, 其过程可描述为

$$a^{l+1} = f(w^{l+1} \cdot a^l + b^{l+1}) \quad (7)$$

式中, a 为相应的输入数据流, w 和 b 为相应层神经元的权重与偏置, f 代表一系列的池化、归一化、激活函数操作.

2) 后向传播

后向传播即误差传播阶段, 计算理想输出差异, 即代价函数为

$$J(w, b) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{1}{2} (y^i - h_{w,b} x^i)^2 \quad (8)$$

式中, m 为类别数量, $h_{w,b}$ 表示权重与偏置的函数. 利用随机梯度下降的方法寻找最佳的 w 和 b , 使得代价函数最小.

3 加入梯度特征的无监督模型迁移

3.1 基于梯度的表示学习

模型迁移由预训练和迁移训练组成. 传统的预训练模型的使用, 基本遵循以下原则:

1) 获得预训练模型 f_θ ;

2) 将预训练模型用于新的学习任务, 相当于将预训练模型的参数 θ 复制给新学习任务, 并将其作为目标域网络的初始化参数;

3) 目标域网络在新的学习任务上基于 θ 进行训练, 得到新的 $\hat{\theta}$.

通常, 复制参数时选择固定某一些网络层, 因为预训练模型提取的特征一般分为低级特征与高级特征. 通常认为低级特征是所有学习任务都具备的, 而高级特征则需要针对不同的学习任务进行学习. 此时需要根据经验选择需要固定的网络层, 然后基于这些特征构建新的网络, 但是这种做法存在无法确定传递的参数对新任务是否有积极的影响以及参数数量是否充足的问题. 因此将梯度也作为一种“特征”传递给目标域网络, 增加参数数量.

假设预训练模型参数为 θ , 预训练模型相当于一种特征提取器, 提取激活特征 $f_\theta(x)$, 模型的权重 $\bar{\omega}$ 为

$$g_{\bar{\omega}}(x) = \bar{\omega}^T f_\theta(x) \quad (9)$$

此时将梯度看作另一种预训练特征, 求解方法为

$$\bar{\omega}^T J_\theta(x) = \nabla_{\bar{\omega}} F_{\bar{\omega}}(x) \quad (10)$$

式中, $J_\theta(x)$ 是预训练模型参数 θ 所对应的 f_θ 的雅可比矩阵, ω 代表特征向量权重, F 代表网络.

最终, 传递给目标域网络的特征变为 $(f_\theta(x), \bar{\omega}^T J_\theta(x))$, 网络的学习目标为

$$\hat{g}_{\omega_1, \omega_2}(x) = \omega_1^T f_\theta(x) + \bar{\omega}^T J_\theta(x) \omega_2 = g_{\omega_1}(x) + \bar{\omega}^T J_\theta(x) \omega_2 \quad (11)$$

3.2 参数传递

传统机器学习要求训练数据与测试数据同分布且需要足够的数据标注来训练模型, 然而在实际生产中很难满足这一条件. 无监督模型迁移方法可解决上述问题, 其过程如图 3 所示.

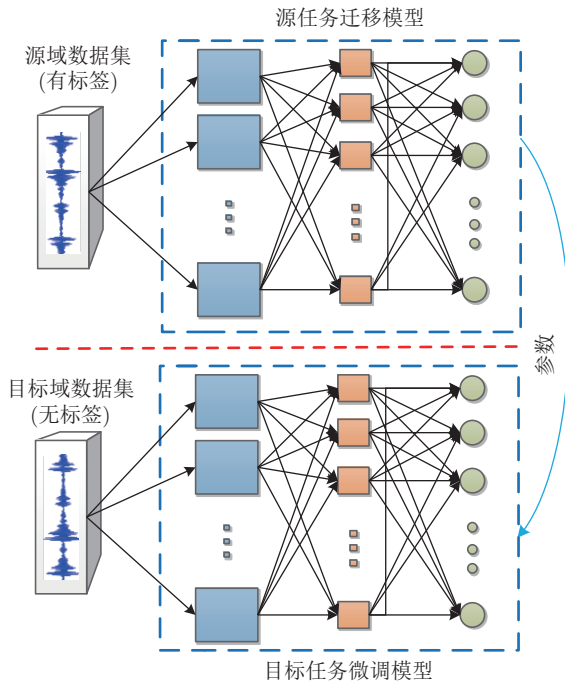


图3 无监督模型迁移过程示意图

Fig.3 Schematic diagram of unsupervised model transfer process

首先使用有标签源域数据集进行预训练, 然后使用无标签目标域数据集 (无监督) 对预训练形成的模型进行迁移训练, 也就是微调的过程. 具体为给预训练模型做一个“换头术”, 即切掉最后的 softmax 层, 然后接上一个新的参数随机初始化后的 softmax 层, 即完成模型迁移的过程.

深度模型迁移方法中 logits (softmax 层的输入) 训练过程如图 4 所示. 在此过程中, 仅初始化 logits 层参数, 参数更新过程为

$$\omega_j \leftarrow \omega_j + \Delta\omega_j \quad (12)$$

$$b_j \leftarrow b_j + \Delta b_j \quad (13)$$

式中, ω_j 和 b_j 分别是第 j 层神经元的权值和偏置, Δ 代表增量符号.

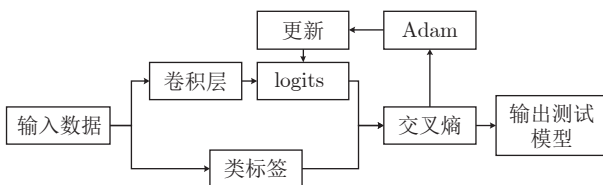


图4 logits 层训练框图

Fig.4 Block diagram of logits layer training

利用式 (14) 和式 (15) 计算图 4 中卷积层和 logits 层的第 j 层输出:

$$z = \omega_j x + b_j \quad (14)$$

$$\hat{y}_j = f(z) \quad (15)$$

$$P_i = \text{softmax}(y)_i = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=1}^n e^{y_j}} \quad (16)$$

式中, \hat{y}_j 表示第 j 层输出, f 表示激活函数, P_i 表示第 i 类的概率, y_i 表示网络输出的某一类别, n 表示网络输出的类别总数.

迁移训练过程中, 只有 logits 层进行参数更新, 卷积层仅计算输出. 计算交叉熵函数, 函数表示为

$$L = -\frac{1}{C} \sum_{c=1}^C [y_c \ln \hat{y}_c + (1 - y_c) \ln(1 - \hat{y}_c)] \quad (17)$$

式中, C 表示分类数, y_c 表示真实标签, \hat{y}_c 表示 logits 层输出.

使用自适应矩估计 (Adaptive moment estimation, Adam) 优化算法提高收敛速度^[22], 其思想是将动量与均方根传递 (Root mean square prop, RMSProp) 优化算法相结合, 表示为

$$\omega_t = \omega_{t-1} - a_t \frac{\hat{m}_{d_\omega}}{\sqrt{\hat{v}_{d_\omega} + \varepsilon}} \quad (18)$$

$$b_t = b_{t-1} - a_t \frac{\hat{m}_{d_b}}{\sqrt{\hat{v}_{d_b} + \varepsilon}} \quad (19)$$

式中, ω_t , b_t , a_t 分别表示第 t 次迭代时的权值、偏置、学习速率; \hat{m}_{d_ω} , \hat{m}_{d_b} 分别表示权重与偏置的偏差纠正动量值; $\sqrt{\hat{v}_{d_\omega}}$, $\sqrt{\hat{v}_{d_b}}$ 分别是权重与偏置的偏差纠正 RMSProp 值; ε 是优化算法中的超参数.

4 剩余寿命预测

根据时间序列属于不同退化状态的概率 P_i , 采用状态概率估计法进行剩余寿命预测. 状态概率估计法是指根据状态分类器得到的时间序列分属于不同退化状态的概率, 以及由历史数据 (训练样本) 确定的每种退化状态对应的剩余使用寿命, 进而得到当前状态剩余寿命的方法. 某时刻剩余寿命的计算过程为

$$RUL_i = kDu_i + \sum_{j=i+1}^C Du_j \quad (20)$$

$$RUL(t) = \sum_{i=1}^C P(X_t = i) RUL_i \quad (21)$$

式中, Du_i 表示由历史数据 (训练样本) 得到的设备在第 i ($i = 1, 2, \dots, C$) 个状态时的逗留时间. k 表

示当前状态驻留时间系数,用于调整剩余寿命预测准确度, C 代表状态类别. RUL_i 表示由训练样本得出的设备处于第 i 个退化状态时的剩余寿命. $P(X_t = i)$ 代表序列 X_t 处于第 i 个退化状态的概率,与式 (14) 中的 P_t 含义相同.

5 滚动轴承 RUL 预测方法

基于无监督模型迁移和状态概率估计法的滚动轴承剩余寿命的预测流程如图 5 所示.

具体过程为:

1) 数据预处理

获取某种工况下全寿命的滚动轴承振动信号,将其视为源域(有标签),非全寿命的滚动轴承振动信号作为目标域(无标签).对轴承原始振动信号源域数据求时域 RMS 特征并做归一化处理,然后分别对源域、目标域滚动轴承原始振动信号做快速傅里叶变换,得到频域幅值序列.

2) 分割并标记滚动轴承退化状态

引入自下而上算法对滚动轴承源域数据的 RMS 特征进行分割,分别为正常期、退化期和衰退期^[23].将划分好的滚动轴承退化状态类别对应标记在经过快速傅里叶变换后的幅值序列上.

3) 深层特征提取

利用新增卷积层的 FCN 具有更好挖掘高维数据特征的能力,以及在空间和时间上具有更强鲁棒性的特点,对变工况下滚动轴承源域数据和目标域数据的频域幅值序列进行特征提取,得到滚动轴承深层特征.

4) 多状态识别

将快速傅里叶变换后得到的幅值序列(有标签)输入新增卷积层的 FCN 网络中进行预训练,得到包含梯度特征的预训练模型.将预训练模型除分类层的参数传递给目标域网络,利用目标域数据(无标签)对 softmax 层进行参数初始化并重新训

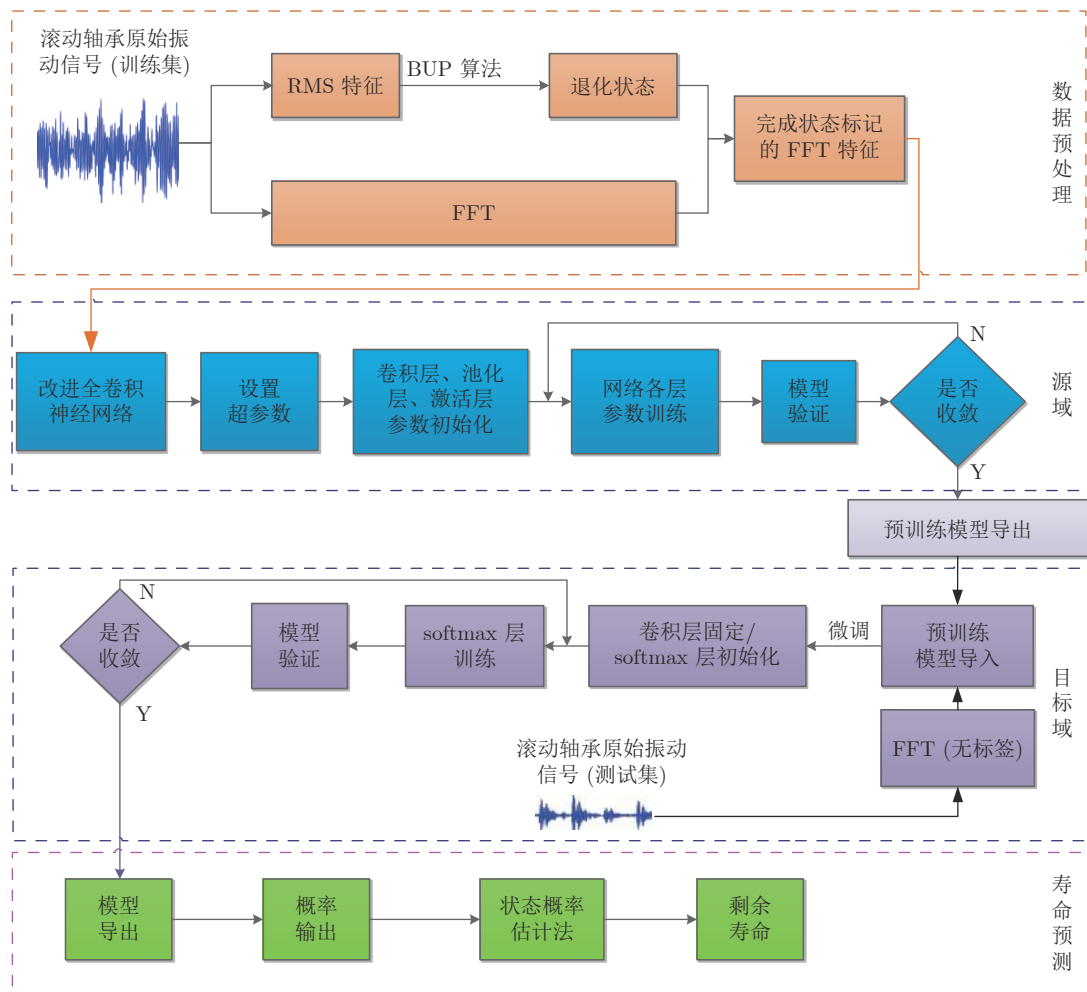


图 5 滚动轴承剩余寿命预测流程框图

Fig. 5 Block diagram of remaining life prediction process of the rolling bearing

练, 完成参数传递的过程. 经过多次迭代寻优, 建立滚动轴承多状态分类模型, 实现无监督条件下滚动轴承状态识别, 得到多分类结果 (概率).

5) 剩余寿命预测

利用多状态识别结果, 即滚动轴承分属于每种退化状态的概率 P_i , 以及由历史全寿命数据确定的每种退化状态对应的剩余使用寿命 (RUL_i), 根据式 (20) 和式 (21) 计算滚动轴承剩余使用寿命. 通过预测的剩余寿命 (RUL) 与真实寿命 ($ActRUL$) 之间的误差 E_J 来反映模型剩余寿命预测性能的好坏. 预测误差如式 (22) 所示, 即

$$E_J = \frac{ActRUL - RUL}{ActRUL} \times 100\% \quad (22)$$

6 应用与分析

6.1 实验数据

采用 IEEE PHM 2012 Data Challenge 轴承数据对本文提出的基于深度迁移学习的滚动轴承状态识别与寿命预测进行实验验证^[24]. 数据集是在 PRONOSTIA 实验平台上得到的, 在不同操作条件下对滚动轴承进行加速退化实验, 当振动信号的振幅超过 20 g (g 表示重力加速度) 时, 测试即停止. 振动信号分为水平方向和垂直方向, 每 10 s 记录一次数据, 记录时间为 0.1 s, 采样频率为 25.6 kHz, 即每次采集 2560 个数据点. 本文使用水平方向振动数据完成实验.

本文利用轴承 1_1、1_2、2_1、2_2、3_1 和 3_2 共 6 个轴承进行训练 (源域数据、有标签), 分别对轴承 1_3、1_4、1_5、1_6、1_7、2_3、2_4、2_5、2_6、2_7 和 3_3 (目标域数据、无标签) 共 11 个轴承进行状态识别和剩余寿命预测, 此种情况符合无监督实验要求. 表 1 为实验数据描述, 表 2 为不同工况描述.

根据本文所提出的滚动轴承状态识别问题, 采

表 1 PHM 2012 数据描述
Table 1 PHM 2012 data description

数据	工况 1	工况 2	工况 3
训练数据	轴承 1_1	轴承 2_1	轴承 3_1
	轴承 1_2	轴承 2_2	轴承 3_2
测试数据	轴承 1_3	轴承 2_3	
	轴承 1_4	轴承 2_4	
	轴承 1_5	轴承 2_5	轴承 3_3
	轴承 1_6	轴承 2_6	
	轴承 1_7	轴承 2_7	

表 2 三种工况描述

Table 2 Description of the three working conditions

工况	转速 (r/min)	载荷 (N)
工况 1	1800	4000
工况 2	1650	4200
工况 3	1500	5000

用 1_1→2_3, 1_1→2_4, 1_1→2_5, 1_1→2_6, 1_1→2_7, 1_1→3_3, 1_2→2_3, 1_2→2_4, 1_2→2_5, 1_2→2_6, 1_2→2_7, 1_2→3_3 等迁移任务来验证所提方法的有效性, 以此类推, 工况 2 及工况 3 的实验任务与工况 1 的类似. 其中 1_1→2_3 代表源域数据集 1_1 的知识迁移到目标域数据集 2_3. 由以上迁移任务可知, 同一测试轴承具有 6 个实验结果, 将其平均值作为状态识别准确率.

6.2 数据预处理及结果

首先对轴承 1_1、1_2、2_1、2_2、3_1 和 3_2, 共 6 组数据进行快速傅里叶变换, 同时提取 6 组数据的 RMS 特征并进行归一化处理. 然后利用自下而上算法对 RMS 特征进行分割, 得到滚动轴承的退化状态类别 (正常期、退化期、衰退期) 及驻留时间 Du_i , 并计算出不同状态的分割点. 将滚动轴承的退化状态类别标记在经快速傅里叶变换后的幅值序列上, 将其作为源域数据集. 以轴承 1_1 为例, 图 6 和图 7 分别为轴承 1_1 时域振动信号及 FFT 后的频域幅值图, 图 8 为分割轴承 1_1 RMS 特征后的结果图, 其中三角形符号代表退化状态拐点.

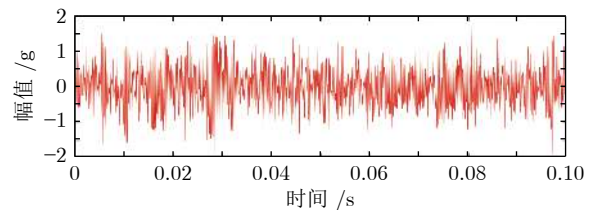


图 6 轴承 1_1 原始数据时域信号
Fig. 6 Time domain raw signal of bearing 1_1

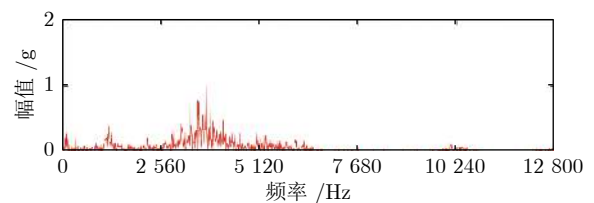


图 7 轴承 1_1 频域幅值信号
Fig. 7 Frequency domain amplitude signal of bearing 1_1

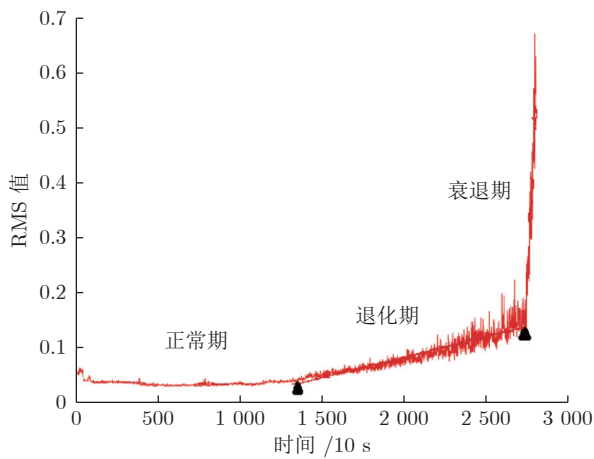


图 8 轴承 1_1 RMS 特征的分割结果
Fig.8 Segmentation results of bearing 1_1 RMS features

6.3 无监督条件下滚动轴承多状态识别过程及结果

6.3.1 所提方法各部分改进前后对比实验

本节对模型迁移前后以及 FCN 新增卷积层前后以及利用梯度特征前后进行对比实验。实验中采用 TensorFlow 作为学习的框架。根据多次实验结果及经验，学习率统一设为 0.01，迭代次数为 200，初始权重为 0.9。为减小随机初始化待训练参数对所提方法的状态识别结果的影响，每次实验重复验证 10 次。

在使用新增卷积层的 FCN 前提下，对模型迁移前后进行对比实验分析。实验任务以 1_1→2_7 为例，实验结果分别如图 9 和图 10 所示。

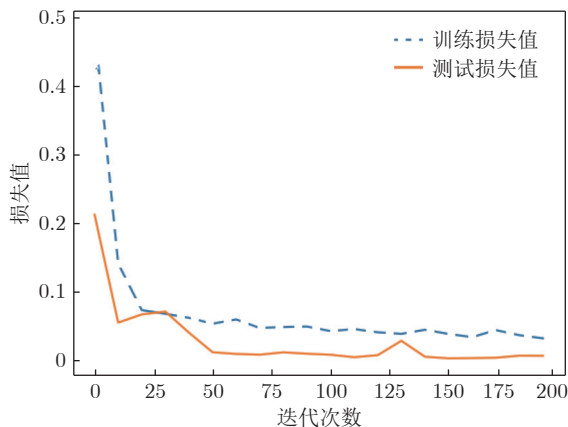


图 9 轴承 2_7 迁移之前训练及测试损失值
Fig.9 Training and testing loss values for bearing 2_7 before transferring

比较图 9 和图 10 可以看出，使用模型迁移方法，训练损失值变化不大，测试损失值波动较小且

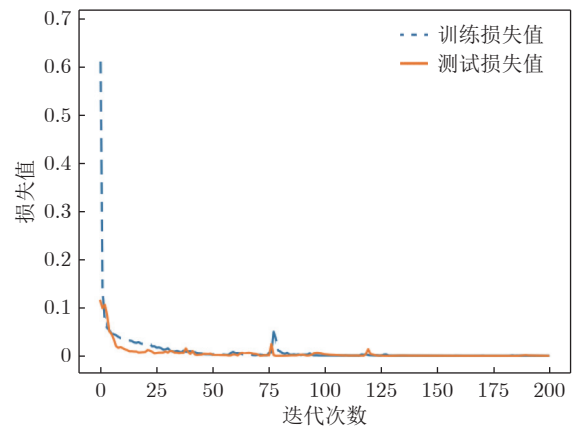


图 10 轴承 2_7 迁移之后训练及测试损失值
Fig.10 Training and testing loss values for bearing 2_7 after transferring

收敛稳定。由此可证明模型迁移相对于深度学习更适合解决变工况滚动轴承状态识别问题，这与深度模型迁移可提高分类效果的理论也是相符的。

在使用深度模型迁移及梯度特征的前提下，修改 FCN 网络的卷积层数目，对修改前后进行比较，根据多次实验可以确定最适合的卷积层数目为 4。实验任务以 1_1→2_7 为例，结果如表 3 所示。

表 3 卷积层数修改前后实验结果

Table 3 Experimental results before and after modification of the number of convolutional layers

	层数	准确率 (%)
原始卷积层数目	3	94.23
修改后卷积层数目	4	99.46

由表 3 可以看出，修改卷积层数目后，状态识别准确率明显提高。其原因是修改深层卷积网络的卷积层数目相当于加深网络，可以提取到更多的深层特征，表达更多信息。

在使用新增卷积层的 FCN 及采用深度模型迁移的前提下，将梯度特征传递给目标域网络，实验结果对比如表 4 所示。

从表 4 可以看出，在传统预训练特征基础上将预训练模型梯度特征也传递给目标域网络时，准确率相对于只传递传统预训练特征时至少提高 6.9%，且平均准确率达到 99.43%，验证了模型迁移时将梯度特征传递给目标域网络可以提高分类效果，同时说明没有负迁移现象的产生。

6.3.2 与其他算法对比实验

为进一步说明本文提出的方法在状态识别上具有更好的效果，将其与新增卷积层的 FCN 深度模

表 4 传递梯度特征前后实验对比结果

Table 4 Experimental comparison results before and after transferring gradient features

测试集	平均准确率 (%)	
	不传递梯度特征	传递梯度特征
1_3	93.95	99.86
1_4	99.29	99.91
1_5	90.92	99.91
1_6	92.87	99.56
1_7	87.90	98.40
2_3	92.84	99.92
2_4	94.60	99.67
2_5	91.35	98.46
2_6	93.70	99.57
2_7	88.26	99.46
3_3	92.04	99.01

型、新增卷积层的 FCN 迁移模型 (只传递传统预训练特征)、文献 [16] 及文献 [17] 进行对比实验研究. 实验过程中使用相同的源域及目标域数据集, 对比结果如图 11 所示.

由图 11 可以看出, 迁移后的模型要比没有迁移的模型效果好, 同时传递梯度特征可提高分类效果, 且本文所提方法的准确率要高于文献 [16] 及文

献 [17] 所用的域适应迁移方法, 平均准确率达到 99%, 相对比方法提高 10%.

6.4 预测 RUL 过程及结果

1) 建立预测模型: 以轴承 1_1 为例, 将全寿命 1_1 数据集中的前 75% 数据取出作为验证集对模型进行验证, 得到多状态识别结果. 利用分类结果 P_i 以及每种退化状态对应的驻留时间 Du_i , 由式 (20) 和式 (21) 建立数学模型, 得到三种退化状态对应的 RUL. 对轴承 1_1 来说, Du_i 为各个状态所持续的时间, k 为测试样本与训练样本数据点数之比. 同理, 对轴承 1_2、2_1、2_2、3_1 和 3_2 进行验证, 共得到 6 个轴承的各退化状态对应的 RUL, 并以此作为测试轴承剩余使用寿命的计算依据.

2) 计算剩余寿命: 以训练轴承 1_1、测试轴承 2_7 为例, 已知全寿命轴承 1_1 各退化状态对应的 RUL, 利用非全寿命轴承 2_7 与全寿命轴承 1_1 样本数据点数之比, 得到当前状态驻留时间系数 k , 得出轴承 2_7 各退化状态对应的 RUL, 并由式 (20) 和式 (21) 计算轴承 2_7 的 RUL. 同理, 利用其他 5 个训练集进行训练, 共可得到轴承 2_7 的 6 组 RUL 结果. 以单独训练集数据点数在整个训练

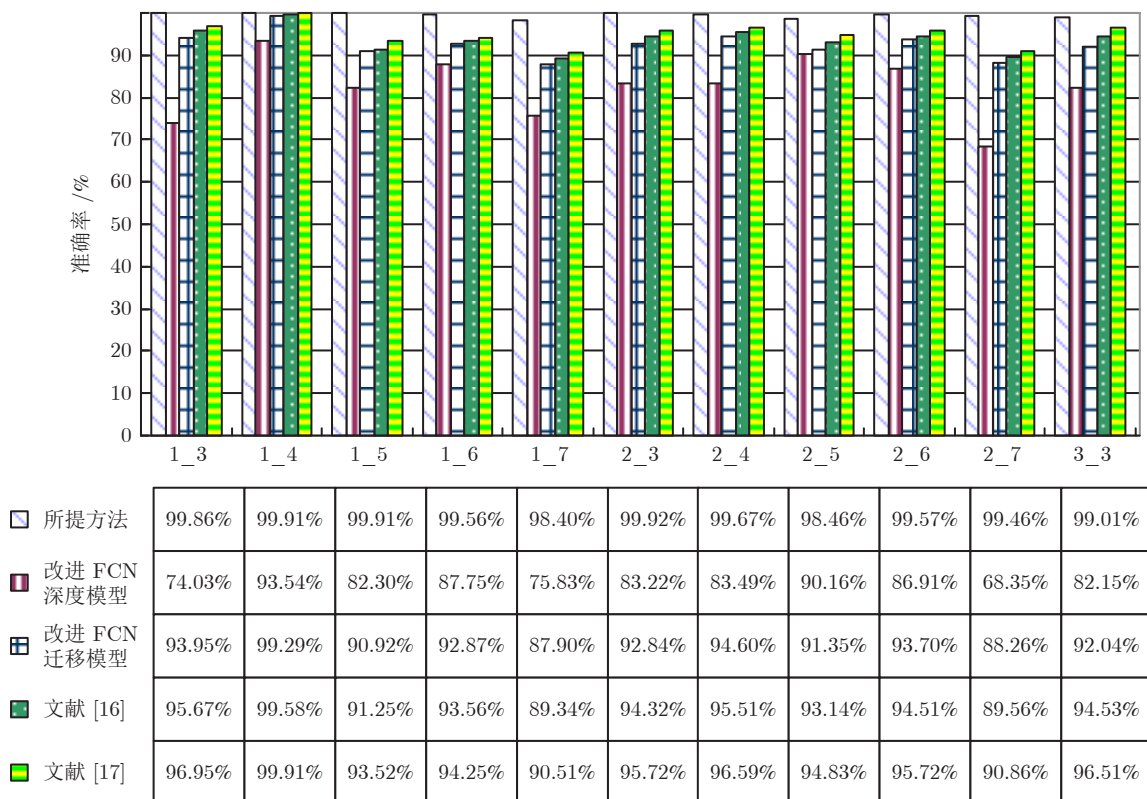


图 11 所提方法与其他方法的对比结果

Fig. 11 Comparison of the proposed method with other methods

集数据点数中的占比对所得 6 个结果进行加权, 得到轴承 2_7 的最终剩余寿命. 以同样方法计算其他 10 个测试轴承的剩余寿命.

为了证明本文所提方法的有效性, 利用 IEEE PHM 2012 轴承数据库的剩余寿命预测精度评分标准, 对滚动轴承 RUL 预测进行评价, 如式 (23) 和式 (24) 所示. 利用本文预测方法进行预测的结果和误差如表 5 所示.

$$Score = \frac{1}{11} \sum_{J=1}^{11} (A_J) \quad (23)$$

其中, A_J 定义为

$$A_J = \begin{cases} \exp\left(-\ln(0.5) \cdot \left(\frac{E_J}{5}\right)\right) \rightarrow E_J \leq 0 \\ \exp\left(+\ln(0.5) \cdot \left(\frac{E_J}{20}\right)\right) \rightarrow E_J > 0 \end{cases} \quad (24)$$

表 5 不同轴承 RUL 预测误差结果对比

Table 5 Comparison of RUL prediction error results of different bearings

不同轴承	当前时间点	实际预测点	本文预测点	本文误差 E_J (%)
1_3	18010	5730	4270	25.35
1_4	11380	2900	2210	23.53
1_5	23010	1610	3630	-126.87
1_6	23010	1460	1540	-5.47
1_7	15010	7570	2930	61.24
2_3	12010	7530	2950	60.77
2_4	6110	1390	1180	14.49
2_5	20010	3090	350	88.63
2_6	5710	1290	1110	13.28
2_7	1710	580	330	42.11
3_3	3510	820	680	16.05
平均误差	—	—	—	19.37
平均得分	—	—	—	0.33

由实验结果可以看出, 轴承 1_5、2_5 的剩余寿命预测误差较大, 轴承 1_6、2_4、2_6、3_3 预测误差较小, 且平均误差为 19.37%. 为更好地证明所提方法的有效性, 与其他方法预测误差结果进行对比, 其中, 方案 1 是新增卷积层的 FCN 深度模型与状态概率估计法相结合, 方案 2 是新增卷积层的 FCN 迁移模型与状态概率估计法相结合, 具体结果如表 6 所示.

从上述实验结果可以看出, 利用本文方法所得 RUL 平均预测误差为 19.37%, 与方案 1 平均误差 31.33%、方案 2 平均误差 28.76%、文献 [25] 平均误

表 6 与其他方法预测误差结果对比

Table 6 Comparison of prediction error results with other methods

不同轴承	预测误差 E_J (%)				
	本文方法	方案 1	方案 2	文献 [25]	文献 [26]
1_3	25.35	35.98	32.54	43.28	-31.76
1_4	23.53	40.25	36.92	67.55	62.76
1_5	-126.87	-138.54	-129.35	-22.98	-136.03
1_6	-5.47	-20.18	-15.18	21.23	-32.88
1_7	61.24	79.65	75.64	17.83	-11.09
2_3	60.77	80.25	72.49	37.84	44.22
2_4	14.49	30.24	25.83	-19.42	-55.40
2_5	88.63	100.25	95.95	54.37	68.61
2_6	13.28	35.68	30.39	-13.95	-51.94
2_7	42.11	60.21	55.16	-55.17	-68.97
3_3	16.05	40.81	35.97	3.66	-21.96
平均误差	19.37	31.33	28.76	32.48	53.24

差 32.48%、文献 [26] 平均误差 53.24% 相比, 平均预测误差更小. 综上, 可证明所提方法在滚动轴承 RUL 预测方面的有效性且相对于其他方法更具有优势.

7 结束语

1) 针对传统聚类方法的划分结果受机械设备工作环境影响较大的问题, 本文引入一种新的自下而上时间序列分割算法, 对滚动轴承特征序列进行分割, 将特征序列划分为具有相似特征的子序列, 保证了滚动轴承退化状态划分的准确性.

2) 滚动轴承因受环境、工况等因素影响, 难以获取到大量有标签的数据, 本文利用新增卷积层的 FCN 网络进行特征提取, 并将梯度作为另一种“特征”传递给目标域, 完成对不同工况滚动轴承的无监督状态识别, 解决了有标签训练数据少、训练与测试数据分布差异大导致分类准确率低的问题, 平均准确率达到 99.43%, 相对于其他方法平均准确率提高至少 10%.

3) 针对滚动轴承剩余寿命预测中健康指标难构建以及寿命预测误差大的问题, 本文结合无监督模型迁移及状态概率估计法对滚动轴承剩余寿命进行预测, 避免了构建健康指标, 预测误差至少提高 13% 且多数轴承为超前预测, 具有更好的预测效果.

在验证本文所提方法有效性的过程中, 对 PHM 2012 数据库中的振动数据进行了充分实验验证, 但尚未对此数据库之外的实际滚动轴承数据进

行剩余使用寿命预测的实验, 这将是今后的重要研究内容。

References

- Mao Wen-Tao, Tian Si-Yu, Dou Zhi, Zhang Di, Ding Ling. A new deep transfer learning-based online detection method of rolling bearing early fault. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(1): 302–314
(毛文涛, 田思雨, 窦智, 张迪, 丁玲. 一种基于深度迁移学习的滚动轴承早期故障在线检测方法. *自动化学报*, 2022, **48**(1): 302–314)
- Zhang Jian-Xun, Du Dang-Bo, Si Xiao-Sheng, Hu Chang-Hua, Zheng Jian-Fei. Lifetime prediction for stochastic deteriorating systems based on the last exit time. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(1): 249–260
(张建勋, 杜党波, 司小胜, 胡昌华, 郑建飞. 基于最后逃逸时间的随机退化设备寿命预测方法. *自动化学报*, 2022, **48**(1): 249–260)
- Kang Shou-Qiang, Zhou Yue, Wang Yu-Jing, Xie Jin-Bao, MIKULOVICH Vladimir Ivanovich. RUL prediction method of a rolling bearing based on improved SAE and Bi-LSTM. *Acta Automatica Sinica*, 2022, **48**(9): 2327–2336
(康守强, 周月, 王玉静, 谢金宝, Mikulovich Vladimir Ivanovich. 基于改进 SAE 和双向 LSTM 的滚动轴承 RUL 预测方法. *自动化学报*, 2022, **48**(9): 2327–2336)
- Wen Juan, Gao Hong-Li. Remaining useful life prediction of bearings with the unscented particle filter approach. *Journal of Vibration and Shock*, 2018, **37**(24): 208–213, 243
(文娟, 高宏力. 一种基于 UPF 的轴承剩余寿命预测方法. *振动与冲击*, 2018, **37**(24): 208–213, 243)
- Pei Hong, Hu Chang-Hua, Si Xiao-Sheng, Zhang Jian-Xun, Pang Zhe-Nan, Zhang Peng. Review of machine learning based remaining useful life prediction methods for equipment. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, **55**(8): 1–13
(裴洪, 胡昌华, 司小胜, 张建勋, 庞哲楠, 张鹏. 基于机器学习的设备剩余寿命预测方法综述. *机械工程学报*, 2019, **55**(8): 1–13)
- Lei Ya-Guo, Li Nai-Peng, Lin Jing. A particle filtering-based approach for remaining useful life prediction of rolling element bearings. In: Proceedings of the National Reliability Technology Academic Exchange Conference and Reliability Engineering Branch of National Machinery Industry Proceedings of the Founding Conference of the 5th Committee. Chengdu, China: Reliability Engineering Branch of Chinese Mechanical Engineering Society, 2014. 198–203
(雷亚国, 李乃鹏, 林京. 基于粒子滤波的滚动轴承寿命预测方法. 见: 2014 年全国机械行业可靠性技术学术交流会暨可靠性工程分会第五届委员会成立大会论文集. 成都, 中国: 中国机械工程学会可靠性工程分会, 2014. 198–203)
- Yang Yu, Zhang Na, Cheng Jun-Sheng. Global parameters dynamic learning deep belief networks and its application in rolling bearing life prediction. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, **38**(10): 199–205, 249
(杨宇, 张娜, 程军圣. 全参数动态学习深度信念网络在滚动轴承寿命预测中的应用. *振动与冲击*, 2019, **38**(10): 199–205, 249)
- Qu Jia-Ming, Zhou Yi-Wen, Wang Heng, Huang Xi, Jiang Jie. An adaptive life prediction method for rolling bearings based on improved HMM and similarity calculation. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, **39**(8): 172–177, 201
(瞿家明, 周易文, 王恒, 黄希, 姜杰. 基于改进 HMM 和 Pearson 相似度分析的滚动轴承自适应寿命预测方法. *振动与冲击*, 2020, **39**(8): 172–177, 201)
- Wang Yu-Jing, Wang Shi-Da, Kang Shou-Qiang, Wang Qing-Yan, Mikulovich V I. Prediction method of remaining useful life of rolling bearings based on improved GeForest. *Proceedings of the CSEE*, 2020, **40**(15): 5032–5042
(王玉静, 王诗达, 康守强, 王庆岩, Mikulovich V I. 基于改进深度森林的滚动轴承剩余寿命预测方法. *中国电机工程学报*, 2020, **40**(15): 5032–5042)
- Guo T, Deng Z M. An improved EMD method based on the multi-objective optimization and its application to fault feature extraction of rolling bearing. *Applied Acoustics*, 2017, **127**: 46–62
- Xu Y G, Cao J X, Zhao J Y, Zhang K, Tian W K. Application of fast singular spectrum decomposition method based on order statistic filter in rolling bearing fault diagnosis. *Measurement Science and Technology*, 2019, **30**(12): Article No. 125001
- Zhao Chun-Hua, Hu Heng-Xing, Chen Bao-Jia, Zhang Yi-Na, Xiao Jia-Wei. Bearing fault diagnosis based on the deep learning feature extraction and WOA SVM state recognition. *Journal of Vibration and Shock*, 2019, **38**(10): 31–37, 48
(赵春华, 胡恒星, 陈保家, 张毅娜, 肖嘉伟. 基于深度学习特征提取和 WOA-SVM 状态识别的轴承故障诊断. *振动与冲击*, 2019, **38**(10): 31–37, 48)
- Xu F, Tse P W. Automatic roller bearings fault diagnosis using DSAE in deep learning and CFS algorithm. *Soft Computing*, 2019, **23**(13): 5117–5128
- Wang Yu-Jing, Na Xiao-Dong, Kang Shou-Qiang, Xie Jin-Bao, Mikulovich V I. State recognition method of a rolling bearing based on EEMD-Hilbert envelope spectrum and DBN under variable load. *Proceedings of the CSEE*, 2017, **37**(23): 6943–6950
(王玉静, 那晓栋, 康守强, 谢金宝, Mikulovich V I. 基于 EEMD-Hilbert 包络谱和 DBN 的变负载下滚动轴承状态识别方法. *中国电机工程学报*, 2017, **37**(23): 6943–6950)
- Zan Tao, Wang Hui, Liu Zhi-Hao, Wang Min, Gao Xiang-Sheng. A fault diagnosis model for rolling bearings based on a multi-input layer convolutional neural network. *Journal of Vibration and Shock*, 2020, **39**(12): 142–149, 163
(咎涛, 王辉, 刘智豪, 王民, 高相胜. 基于多输入层卷积神经网络的滚动轴承故障诊断模型. *振动与冲击*, 2020, **39**(12): 142–149, 163)
- Guo L, Lei Y G, Xing S B, Yan T, Li N P. Deep convolutional transfer learning network: A new method for intelligent fault diagnosis of machines with unlabeled data. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2019, **66**(9): 7316–7325
- Li J L, Li X Y, He D, Qu Y Z. A domain adaptation model for early gear pitting fault diagnosis based on deep transfer learning network. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2020, **234**(1): 168–182
- Zhang R, Tao H Y, Wu L F, Guan Y. Transfer learning with neural networks for bearing fault diagnosis in changing working conditions. *IEEE Access*, 2017, **5**: 14347–14357
- Eker O F, Camci F. State-based prognostics with state duration information. *Quality and Reliability Engineering International*, 2013, **29**(4): 465–476
- Lin J, Keogh E, Truppel W. Clustering of streaming time series is meaningless. In: Proceedings of the 8th ACM SIGMOD Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery. San Diego, USA: ACM, 2003. 56–65
- Atamuradov V, Medjaher K, Camci F, Zerhouni N, Dersin P, Lamoureux B. Feature selection and fault-severity classification-based machine health assessment methodology for point machine sliding-chair degradation. *Quality and Reliability Engineering International*, 2019, **35**(4): 1081–1099
- Bui D T, Hoang N D, Martínez-Álvarez F, Ngo P T T, Hoa P V, Pham T D, et al. A novel deep learning neural network approach for predicting flash flood susceptibility: A case study at a high frequency tropical storm area. *Science of the Total Environment*, 2020, **701**: Article No. 134413
- Qi Shen-Wu. Rolling Bearing Fault Diagnosis and Remain Useful Life Prediction Research Based on Vibration Signal Analysis [Master thesis], Yanshan University, China, 2018.
(齐申武. 基于振动信号分析的滚动轴承故障诊断及寿命预测研究 [硕士学位论文], 燕山大学, 中国, 2018.)
- Nectoux P, Gouriveau R, Medjaher K, Ramasso E, Chebel-Morrello B, Zerhouni N, et al. PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation test. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Prognostics and Health Management. Denver, USA: IEEE, 2012. 1–8
- Guo L, Li N P, Jia F, Lei Y G, Lin J. A recurrent neural net-

work based health indicator for remaining useful life prediction of bearings. *Neurocomputing*, 2017, **240**: 98–109

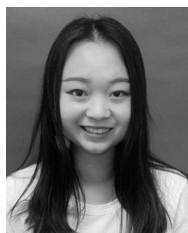
- 26 Hong S, Zhou Z, Zio E, Hong K. Condition assessment for the performance degradation of bearing based on a combinatorial feature extraction method. *Digital Signal Processing*, 2014, **27**: 159–166



康守强 哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院教授. 2011 年获得白俄罗斯国立大学博士学位. 主要研究方向为非平稳信号处理, 故障诊断, 状态评估与预测技术, 模式识别.

E-mail: kangshouqiang@163.com

(**KANG Shou-Qiang** Professor at the School of Measurement-Control and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology. He received his Ph.D. degree from Belarusian State University, Minsk, Belarus, in 2011. His research interest covers non-stationary signal processing, fault diagnosis, state assessment and prediction technology, and pattern recognition.)



邢颖怡 哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院硕士研究生. 主要研究方向为振动信号处理.

E-mail: whale_x@sina.com

(**XING Ying-Yi** Master student at the School of Measurement-Control and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology. Her main research interest is vibration signal processing.)



王玉静 哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院教授. 2015 年获哈尔滨工业大学博士学位. 主要研究方向为非平稳信号处理, 故障诊断, 状态评估与预测技术, 模式识别.

E-mail: mirrorwyj@163.com

(**WANG Yu-Jing** Professor at the School of Measurement-Control and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology. She received her Ph.D. degree from Harbin Institute of Technology in 2015. Her research interest covers non-stationary signal processing, fault diagnosis, state assessment and prediction technology, and pat-

tern recognition.)



王庆岩 哈尔滨理工大学测控技术与通信工程学院副教授. 2018 年获哈尔滨工业大学博士学位. 主要研究方向为信号处理, 遥感图像智能解译, 模式识别.

E-mail: wangqy@hrbust.edu.cn

(**WANG Qing-Yan** Associate professor at the School of Measurement-Control and Communication Engineering, Harbin University of Science and Technology. He received his Ph.D. degree from Harbin Institute of Technology in 2018. His research interest covers signal processing, intelligent interpretation of remote sensing images, and pattern recognition.)



谢金宝 海南师范大学物理与电子工程学院副教授. 2012 年获得白俄罗斯国立大学博士学位. 主要研究方向为计算机视觉和自然语言处理. 本文通信作者. E-mail: xjbpost@163.com

(**XIE Jin-Bao** Associate professor at the College of Physics and Electronic Engineering, Hainan Normal University. He received his Ph.D. degree from Belarusian State University, Minsk, Belarus, in 2012. His research interest covers computer vision and natural language processing. Corresponding author of this paper.)



MIKULOVICH Vladimir Ivanovich 白俄罗斯国立大学教授. 1975 年获白俄罗斯国立大学博士学位. 主要研究方向为非平稳信号处理, 故障诊断, 状态评估与预测技术, 模式识别.

E-mail: falcon@tut.by

(**MIKULOVICH Vladimir Ivanovich** Professor of Belarusian State University, Minsk, Belarus. He received his Ph.D. degree from Belarusian State University, Minsk, Belarus, in 1975. His research interest covers non-stationary signal processing, fault diagnosis, state assessment and prediction technology, and pattern recognition.)