

基于DRSN-ADA的滚动轴承寿命预测方法

王恒迪¹ 陈鹏¹ 王豪馗¹ 吴升德² 马盈丰³

(1. 河南科技大学 机电工程学院, 洛阳 471003)

(2. 盐城市质量技术监督综合检验检测中心, 盐城 224000)

(3. 宁波中亿智能股份有限公司, 宁波 315701)

摘要:【目的】针对滚动轴承剩余寿命预测中存在的振动信号噪声干扰及不同工况下数据分布偏移问题, 提出一种结合深度残差收缩网络(Deep Residual Shrinkage Network, DRSN)与对抗式领域自适应(Adversarial Domain Adaptation, ADA)的健康状态评估方法, 以提高寿命预测的精度与泛化能力。【方法】首先, 构建了深度残差收缩网络和对抗式领域自适应健康状态评估模型, 并利用DRSN可以规避振动信号中的噪声并自适应提取轴承退化特征的性能, 构建了健康指标曲线; 其次, 利用ADA使测试集健康指标和训练集健康指标分布对齐; 最后, 将DRSN-ADA模型输出的健康指标输入到卷积长短时记忆(Convolutional Long Short-Term Memory, ConvLSTM)网络模型中, 实现了剩余寿命预测。【结果】结果表明, 在XJTU-SY数据集及工程试验中, DRSN-ADA所构建的健康指标在单调性、鲁棒性和关联性上均优于对比方法, 其均值分别达0.61、0.97与0.98; 寿命预测结果的均方差与平均绝对误差均值分别为2.52%与2.19%, 平均得分为0.86, 显著优于ResNet、主成分分析及均方根方法, 验证了该方法在噪声抑制与跨工况预测方面的有效性。

关键词: 滚动轴承; 深度残差收缩网络; 对抗式领域自适应; 健康指标; 寿命预测

中图分类号: TH133.3; TP183 **DOI:** 10.16578/j.issn.1004.2539.2026.01.022

0 引言

滚动轴承是机械设备中的关键基础元件, 其运行状态直接关系到整机设备的可靠性与稳定性。开展滚动轴承剩余寿命(Remaining Useful Life, RUL)预测研究, 有助于避免因过早维修或更换造成的资源浪费, 同时通过提前预知, 可有效规避突发故障与意外停机问题^[1]。目前, 设备剩余寿命预测方法主要分为基于物理模型与基于数据驱动两类^[2]。基于物理模型的方法综合考虑外部环境、工作条件及负载变化对寿命的影响, 构建描述设备运行状态与寿命消耗过程的数学模型, 进而实现寿命预测。然而, 该类模型的精度与可靠性严重依赖于材料特性及实际工况参数的准确性, 当参数存在不确定性或难以获取时, 将显著影响其预测性能。相比之下, 基于数据驱动的方法从传感器采集的历史监测数据出发, 运用统计学与机器学习等技术对设备的退化特征进行建模, 无须深入探究复杂的失效机制, 即可有效

挖掘数据中蕴含的潜在特征。该方法具备使用简便、模型通用性强等优势, 在实际工程中表现出较高的实用性与适用性。因此, 本文选用基于数据驱动的设备剩余寿命预测方法作为研究方向。

滚动轴承剩余寿命预测中的核心环节在于构建能够有效表征轴承退化趋势的健康指标及建立可准确预估其剩余使用寿命的预测模型^[3]。文井辉等^[4]将原始振动数据的峰值和均方根值作为评价轴承运转状态的指标。GEBRAEEL等^[5]研究了轴承故障频率的谐波振幅, 并以此为健康评价指标。孟文俊等^[6]使用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)融合特征集, 实现了特征集的降维, 将降维的特征集作为轴承性能的退化指标。黄大荣等^[7]以线性判别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)为手段实现了特征降维。LIAO等^[8]使用自组织映射(Self-Organizing Map, SOM)网络方法构建了健康指标曲线。GUO等^[9]创建了一种卷积神经网络模型, 该模型可以创建健康评价指标。WU等^[10]利用

收稿日期: 2024-09-22 修回日期: 2024-12-01

基金项目: 市场监督管理总局科技计划项目(2023MK039); 宁波市揭榜挂帅项目(2023T016)

作者简介: 王恒迪, 男, 1974年生, 河南洛阳人, 博士, 副教授, 硕士研究生导师; 主要研究方向为滚动轴承故障诊断与智能系统; hnlywhd@163.com。

引用格式: 王恒迪, 陈鹏, 王豪馗, 等. 基于DRSN-ADA的滚动轴承寿命预测方法[J]. 机械传动, 2026, 50(1): 184-191.

WANG Hengdi, CHEN Peng, WANG Haokui, et al. Life prediction method of rolling bearings based on DRSN-ADA[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2026, 50(1): 184-191.



免费获取

ResNet模型提取了一维振动信号特征, 完成了健康指标构建。文井辉等^{[4]1877-1888}利用深度残差收缩网络(Deep Residual Shrinkage Network, DRSN)消除噪声的影响, 自适应提取退化特征, 建立健康指标。由于滚动轴承工况不同, 轴承训练集数据和测试集数据分布存在偏差, 这会使得寿命预测精度下降。基于此, 郭伟等^[11]将生成式对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)应用到学习训练数据的分布上, 以此生成和训练数据分布相似的测试数据。陈维兴等^{[12]215-216}利用生成式对抗网络生成故障数据, 将故障数据和真实数据混合, 并将混合数据作为训练集, 最后利用卷积长短时记忆(Convolutional Long Short-Term Memory, ConvLSTM)网络模型通过训练实现了航空发动机的寿命预测。迁移学习下的领域自适应方法可以减弱源域和目标域数据结构的差异, 增强模型在目标域上的泛化能力。ZHANG等^[13]利用域适应方法, 调整目标域在源域上的训练数据关系, 实现寿命预测。孙通^{[14]15-17}使用对抗式领域自适应(Adversarial Domain Adaptation, ADA)和双向长短时记忆网络(Bi-directional Long Short-Term Memory, BiLSTM)构建了健康状态评估模型, 解决了源域和目标域数据分布差异的问题, 增强了寿命预测模型的泛化能力。

针对因信号噪声干扰难以构建健康指标、因工况不同导致测试集和训练集数据分布出现偏移的问题, 本文构建了DRSN-ADA健康状态评估模型, 利用DRSN排除噪声干扰, 自适应提取轴承退化特征, 构建健康指标曲线; 利用ADA使测试集健康指标和训练集健康指标分布对齐; 最后, 将健康指标输入到ConvLSTM中, 实现了剩余寿命预测。

1 相关基本算法介绍

1.1 深度残差收缩网络

为增强深度残差网络(Deep Residual Network, DRN)从高噪声振动信号中提取特征信号的能力, DRSN在ResNet的整体结构不变的情况下, 对ResNet里的模块进行改进, 并将其命名为残差收缩模块(Residual Shrinkage Building Unit, RSBU)。RSBU作为DRSN中的核心组成部分, 通过引入软阈值化和自适应阈值设置的机制, 显著增强了深度残差网络在处理高噪声振动信号时的能力和特征提取能力。图1为RSBU结构图, 图2为DRSN的整体结构示意图。

图1中, K 为卷积层中卷积核的个数; C 为通道数; W 为信号长度尺寸; M 为全连接层神经元的个数。

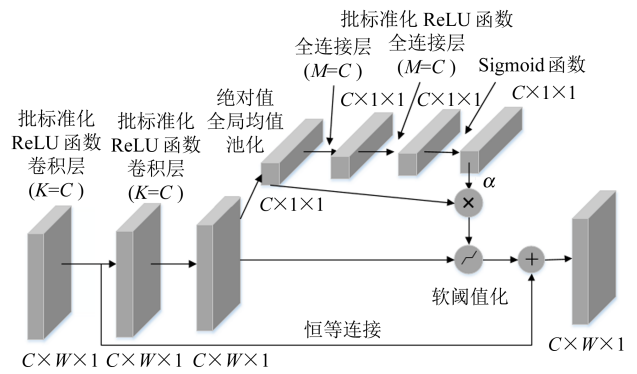


图1 RSBU结构图
Fig. 1 Structure diagram of the RSBU

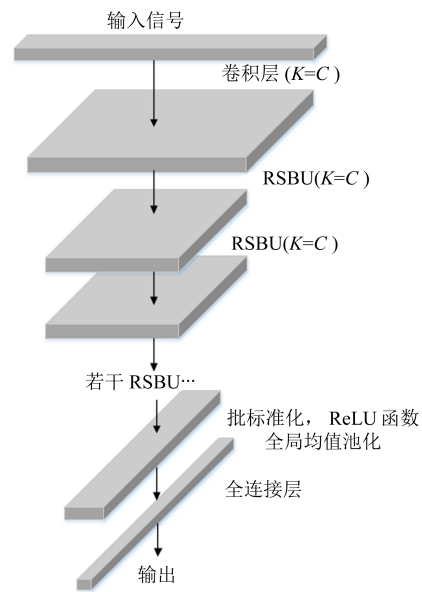


图2 DRSN整体结构示意图

Fig. 2 Overall structure schematic diagram of the DRSN

1.2 对抗式领域自适应

ADA借鉴GAN的对抗训练机制, 将其引入领域自适应(Domain Adaptation, DA)任务中, 旨在解决模型训练所用源域数据与实际应用目标域数据之间存在分布差异的问题。图3为ADA的结构图。

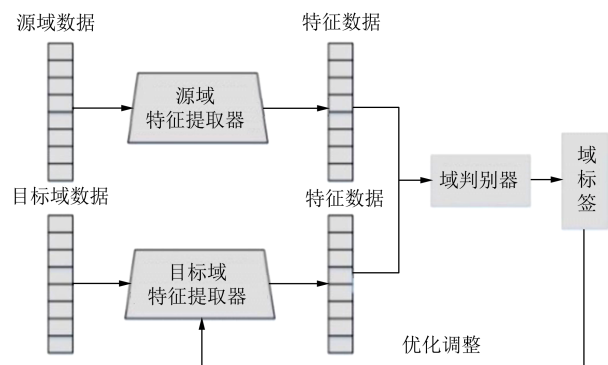


图3 ADA结构图

Fig. 3 Structural diagram of the ADA

ADA的训练流程包含域判别器训练和目标域特征提取器训练两个阶段。域判别器训练的目的在于区分特征来源。域判别器将接收到的特征数据作为

输入, 然后输出一个域标签(源域或目标域)的概率^{[14][15-17]}。目标域特征提取器的训练目的是通过混淆最佳域判别器的判断, 实现目标域特征提取器的优化, 从而使目标域的特征数据分布和源域的特征数据分布相似。这两个阶段宗旨就是通过对抗性训练来实现域适应, 即将源域和目标域的数据分布对齐, 以便在目标域上实现良好的泛化能力。

1.3 卷积长短时记忆网络

卷积长短时记忆网络在传统长短时记忆网络的循环结构中引入卷积运算, 有效融合了卷积神经网络在时空特征提取方面的优势^{[12][13]}。图4为 ConvLSTM 模型结构示意图。

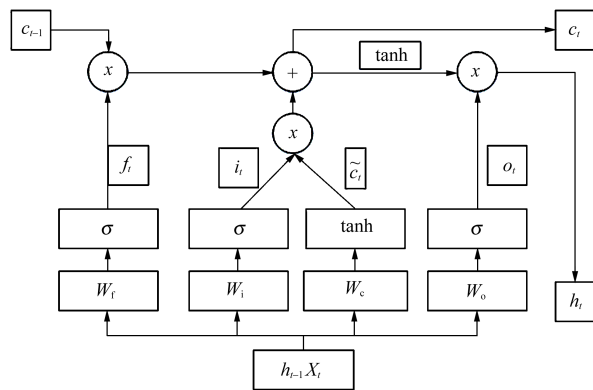


图4 ConvLSTM 结构图

Fig. 4 Structural diagram of the ConvLSTM

ConvLSTM 包含许多门控单元。其中, 遗忘门 f_i 、输入门 i_i 、输出门 o_i 、细胞信息 c_i 、输出 h_i 的计算式^[15]分别为

$$f_i = \sigma(W_f * [h_{i-1}, x_i] + b_f) \quad (1)$$

$$i_i = \sigma(W_i * [h_{i-1}, x_i] + b_i) \quad (2)$$

$$o_i = \sigma(W_o * [h_{i-1}, x_i] + b_o) \quad (3)$$

$$\tilde{c}_i = \tanh(W_c * [h_{i-1}, x_i] + b_c) \quad (4)$$

$$c_i = f_i \odot c_{i-1} + i_i \odot \tilde{c}_i \quad (5)$$

$$h_i = o_i \odot \tanh c_i \quad (6)$$

式中, W_f 、 W_i 、 W_o 、 W_c 分别为各门控单元卷积计算中的卷积核; b_f 、 b_i 、 b_o 、 b_c 分别为各门控单元卷积计算中的偏置矩阵; σ 为 sigmoid 函数; $*$ 为卷积运算; x_i 为当前时间点的输入; h_i 为当前时间点的输出; h_{i-1} 为上个时间点的输出; \tilde{c}_i 为当前层的输出; \odot 为矩阵逐元素相乘运算。

2 基于 DRSN-ADA 寿命预测方法

基于 DRSN-ADA 健康状态评估方法, 结合 DRSN 和 ADA 优点, 利用 DRSN 能够处理振动信号中噪声的能力, 自适应提取轴承退化特征, 构建了能代表轴承退化特征的健康指标曲线; 利用 ADA 不断训练域判别器与目标域特征提取器, 使测试集健康指标和训练集健康指标分布对齐。模型整体结构如图5所示。

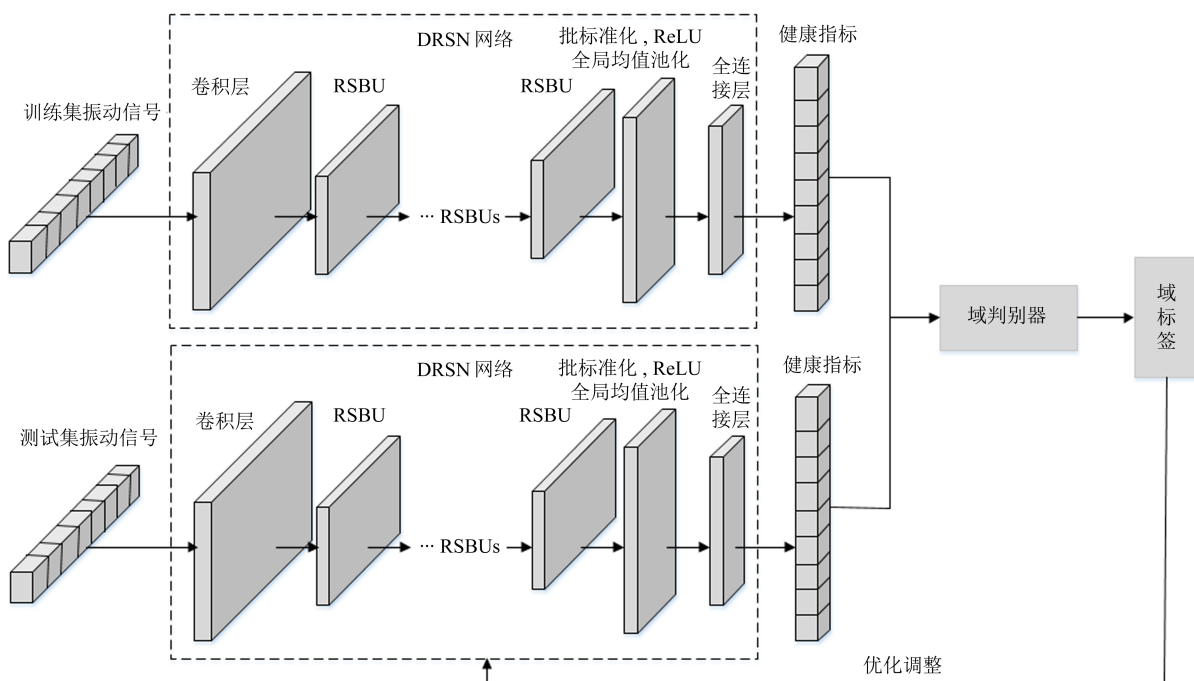


图5 DRSN-ADA 结构图

Fig. 5 Structural diagram of the DRSN-ADA

DRSN-ADA 模型整体流程如下所述。

1) 针对原始信号划分训练集和测试集, 并将其输入到 DRSN 进行模型训练。

2) 输入训练集振动信号, 将训练好的 DRSN 作为源域特征提取器, 提取训练集振动数据中的特征, 利用 DRSN 的特性实现对训练集健康指标的构建。

3) 将训练好的DRSN作为目标域特征提取器, 提取测试集振动数据中的特征, 构建测试集健康指标。

4) 固定目标域特征提取器, 训练域判别器, 使域判别器能正确区分健康指标是来自源域还是目标域。

5) 固定已经训练好的域判别器, 训练目标域特征提取器, 使目标域特征提取器提取的健康指标与源域的健康指标对齐, 即实现测试集健康指标与训练集健康指标的分布对齐。

6) 输出训练好的测试集健康指标。

综合考量试验效果和时间, DRSN选用8个残差收缩模块, 采用 3×3 大小的卷积核, 卷积核个数为32, 步长为2。DRSN参数如表1所示。

表1 DRSN参数
Tab. 1 Parameters of the DRSN

结构	参数	输出
输入	—	$2\ 560 \times 1$
卷积层	$(3 \times 3, 2, 32)$	$1\ 280 \times 32$
残差收缩模块1	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 2, 32 \\ 3 \times 3, 1, 32 \end{bmatrix} \times 2$	320×32
残差收缩模块2	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 2, 64 \\ 3 \times 3, 1, 64 \end{bmatrix} \times 2$	80×64
残差收缩模块3	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 2, 128 \\ 3 \times 3, 1, 128 \end{bmatrix} \times 2$	20×128
残差收缩模块4	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 2, 256 \\ 3 \times 3, 1, 256 \end{bmatrix} \times 2$	5×256
全局均值池化	—	1×1
输出	—	1×1

3 试验验证

3.1 数据集介绍

XJTU-SY轴承数据集包含3类工况, 每类工况5套轴承, 共计15套轴承数据。试验轴承型号为LDK UER204, 轴承损伤特征包括内圈磨损、外圈磨损、外圈裂损、保持架断裂等。当轴承水平或垂直方向振动信号的最大幅值超过 $10 \times A_n$ (A_n 为轴承在正常运行阶段的最大幅值)时, 认为轴承已经完全失效, 并将此作为轴承寿命终结依据。将每种工况下的前2套轴承作为训练集, 后3套轴承作为测试集。数据集工况及轴承序号如表2所示。振动信号由平台上两个水平和垂直方向的振动传感器采集。试验中, 传感器设置的采样频率为25.6 kHz, 每间隔1 min进行1次采样, 每次采样时间设置为 $1.28\text{ s}^{[16]}$ 。

表2 滚动轴承数据集描述

Tab. 2 Description of rolling bearing datasets

工况编号	转速/(r/min)	径向力/kN	轴承序号
1	2 100	12	轴承1-1~轴承1-5
2	2 250	11	轴承2-1~轴承2-5
3	2 400	10	轴承3-1~轴承3-5

3.2 健康指标评价标准

滚动轴承的退化趋势具有时变性, 单一的特征评价指标往往无法反映特征综合表现。通常, 好的特征的单调性、鲁棒性、关联性都比较好。为更好地表示轴承的退化趋势, 本文以单调性、鲁棒性和关联性为标准, 对健康评价指标进行评估。其中, 由于轴承的退化过程是不可逆的, 用单调性(I_{Mono})来评价健康指标的单调上升和下降趋势; 由于振动信号中含有噪声, 用鲁棒性(I_{Rob})评价健康指标对噪声这种异常值的抵抗能力; 而关联性(I_{Corr})代表特征与原始信号的相关程度, 在一定程度上反映特征对异常信号的敏感能力。3个评价指标表达式分别为

$$I_{\text{Mono}}(X) = |\text{Num}(\frac{dx}{dt} > 0) - \text{Num}(\frac{dx}{dt} < 0)| / (K - 1) \quad (7)$$

$$I_{\text{Corr}}(X) = \frac{|K \sum_{k=1}^K x_k t_k - (\sum_{k=1}^K x_k)(\sum_{k=1}^K t_k)|}{\sqrt{[K \sum_{k=1}^K x_k^2 - (\sum_{k=1}^K x_k)^2][K \sum_{k=1}^K t_k^2 - (\sum_{k=1}^K t_k)^2]}} \quad (8)$$

$$I_{\text{Rob}}(X) = [\sum_{k=1}^K \exp(-|\frac{x_k - \bar{X}}{\bar{X}}|)] / K \quad (9)$$

式中, 健康指标 $X = [x_1, x_2, \dots, x_k]$; x_k 为健康指标序列中第 k 个采样点的具体数值; t_k 为时间序列中第 k 个采样点的具体时间; K 为采样点总数; \bar{X} 为健康指标序列的整体均值。

3.3 剩余寿命评价指标

本文采用均方误差(R_{RMSE})、平均绝对误差(M_{MAE})和IEEE PHM2012挑战赛设定的平均得分 $S_{\text{Score}}^{[17]}$ 这3项评价指标作为模型预测结果的最终评价指标。在均方误差数值和平均绝对误差数值越小、平均得分越高的情况下, 模型的预测效果越好。

$$R_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N d_i^2} \quad (10)$$

$$M_{\text{MAE}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |d_i| \quad (11)$$

$$S_{\text{Score}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N A_i \quad (12)$$

$$A_i = \begin{cases} e^{-\ln(0.5) \cdot (E_i/5)}, & E_i \leq 0 \\ e^{+\ln(0.5) \cdot (E_i/20)}, & E_i > 0 \end{cases} \quad (13)$$

式中, d_i 为实际值和预测值的差, $d_i = y - \hat{y}$; $E_i = (d_i/y) \times 100\%$, 当 $d_i > 0$ 时为滞后预测, 当 $d_i \leq 0$ 为超前预测。超前预测有利于设备维护, 滞后预测会导致轴承在使用阶段出现故障。

3.4 健康指标构建

将XJTU-SY数据集集中的训练集作为源域数据输入到DRSN-ADA模型中, 将其测试集作为目标

域数据输入到 DRSN-ADA 模型中，利用 DRSN-ADA 模型的特性，使测试集最终输出的健康指标与训练集的健康指标在数据分布上对齐，从而实现训练集健康指标的提取。为了直观体现 DRSN-ADA 模型优势，将其和 ResNet 模型输出的健康指标、PCA

降维融合的健康指标、均方根值做对比。图6所示为轴承 1-4 和轴承 2-5 的 4 种健康指标曲线。由图 6 可知，DRSN-ADA 模型提取健康指标的单调性较强。为进一步对比健康指标性能，依照第 3.2 节的健康评价标准进行分析。

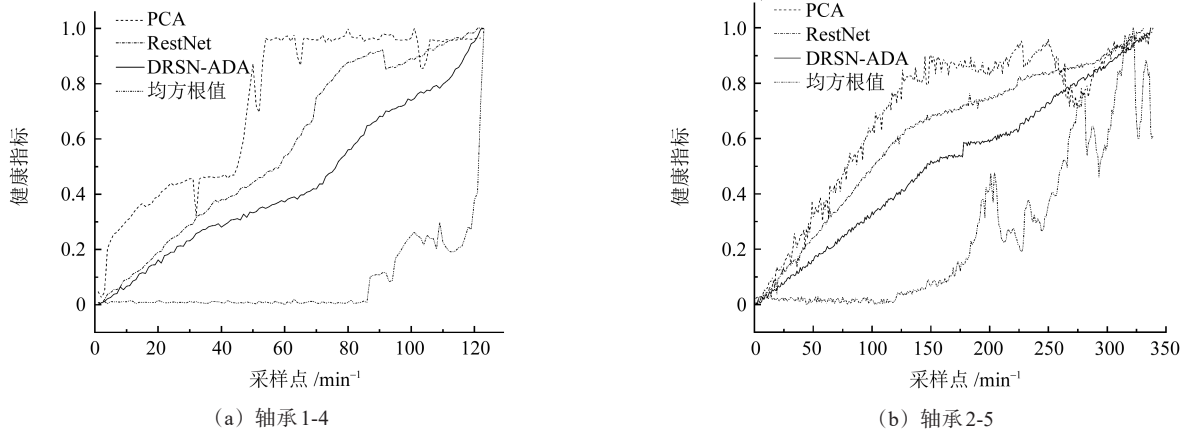


图6 健康指标曲线

Fig. 6 Curves of the health indicators

表3所示为不同模型提取的健康指标在单调性、鲁棒性和关联性上的对比结果。由表3可知，DRSN-ADA 模型输出的健康指标的单调性、鲁棒性和关联

性的均值分别为 0.61、0.97、0.98，均高于其他类型的健康指标。因此，DRSN-ADA 模型输出的健康指标的单调性、鲁棒性和关联性更好。

表3 健康指标性能对比与分析

Tab. 3 Comparison and analysis of the health indicator performance

测试轴承	DRSN-ADA			ResNet			均方根			PCA		
	I_{Mono}	I_{Rob}	I_{Corr}	I_{Mono}	I_{Rob}	I_{Corr}	I_{Mono}	I_{Rob}	I_{Corr}	I_{Mono}	I_{Rob}	I_{Corr}
1-3	0.49	0.95	0.99	0.32	0.91	0.99	0.07	0.87	0.63	0.02	0.74	0.17
1-4	0.73	0.96	0.98	0.67	0.92	0.97	0.31	0.86	0.47	0.13	0.72	0.09
1-5	0.51	0.98	0.98	0.42	0.94	0.96	0.18	0.84	0.41	0.07	0.81	0.11
2-3	0.59	0.97	0.99	0.58	0.92	0.96	0.09	0.82	0.13	0.03	0.79	0.21
2-4	0.64	0.99	0.99	0.44	0.93	0.97	0.15	0.87	0.24	0.09	0.73	0.15
2-5	0.67	0.96	0.97	0.60	0.89	0.96	0.09	0.83	0.37	0.03	0.80	0.10
3-3	0.72	0.99	0.98	0.59	0.91	0.98	0.23	0.85	0.42	0.15	0.77	0.03
3-4	0.61	0.98	0.99	0.43	0.93	0.97	0.13	0.86	0.39	0.14	0.76	0.16
3-5	0.53	0.97	0.98	0.38	0.93	0.96	0.11	0.81	0.25	0.07	0.77	0.08
均值	0.61	0.97	0.98	0.49	0.92	0.96	0.15	0.84	0.37	0.08	0.76	0.12

3.5 剩余寿命预测

为了验证 DRSN-ADA 模型提取到的健康指标对轴承寿命预测的优势，将 DRSN-ADA 模型提取到的健康指标、ResNet 模型提取到的健康指标和均方根值这 3 种健康指标输入到 ConvLSTM 模型中进行对比。图 7 所示为不同健康指标对轴承 1-4 进行的寿命预测结果。由图 7 可知，DRSN-ADA 模型提取到的健康指标的剩余寿命预测结果相较于对比模型

更接近真实值。

表 4 所示为 3 种健康指标对测试集进行寿命预测的评价指标。由表 4 可知，DRSN-ADA 模型提取到的健康指标在寿命预测上的均方误差和平均绝对误差均值分别为 2.52%、2.19%，均低于另外两种模型提取到的健康指标；平均得分为 0.86，为 3 种模型的最高得分。试验结果说明，DRSN-ADA 健康指标的寿命预测效果更好。

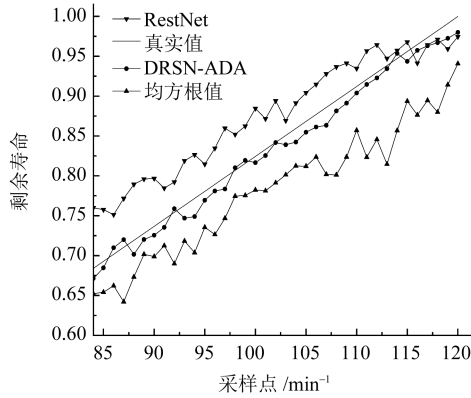


图7 轴承1-4剩余寿命预测结果

Fig. 7 Remaining useful life prediction results of the bearing 1-4

3.6 工程试验验证

为了进一步验证本文提出的预测方法的可行性与有效性, 采用6203型轴承在寿命试验机上进行验证。该试验机采集3路温度信号、3路载荷信号, 从水平方向和垂直方向采集轴承原始振动信号, 输出2路模拟信号。振动传感器采样频率为25.6 kHz, 每次采样时间为1.28 s, 每间隔1 min进行1次采样。试验机如图8所示。

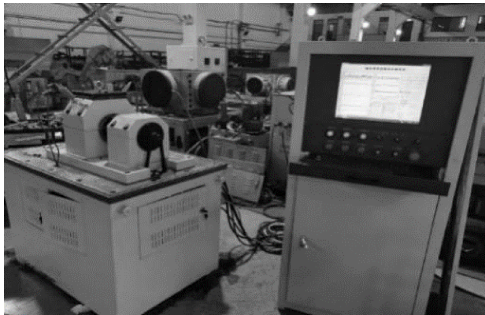


图8 轴承监控寿命试验机

Fig. 8 Bearing monitoring and life testing machine

工程试验寿命预测流程遵照DRSN-ADA寿命预

测方法, 试验中采集的轴承数据均为全寿命数据集。选用6套6203型轴承作为试验轴承, 将前2套轴承全寿命数据作为训练集, 后4套轴承全寿命数据作为测试集。将DRSN-ADA模型提取到的健康指标、ResNet模型提取到的健康指标和均方根值这3种健康指标输入到ConvLSTM模型中进行对比。图9所示为第4套试验轴承的3种健康指标在ConvLSTM模型下的预测效果。由图9可知, DRSN-ADA模型提取到的健康指标的预测效果更接近真实值。

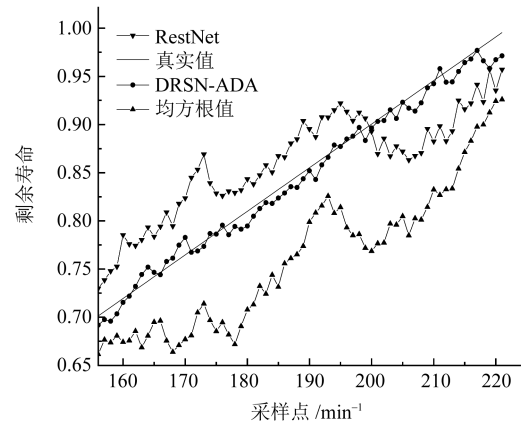


图9 试验轴承剩余寿命预测结果

Fig. 9 Remaining useful life prediction results of the test bearing

表5所示为试验轴承测试集的剩余寿命预测结果误差和平均得分。由表5可知, 利用DRSN-ADA模型提取到的健康指标在寿命预测上的均方误差和绝对误差均值分别为7.81%、9.52%, 均低于另外两种模型提取到的健康指标; 平均得分为0.77, 为3种模型的最高得分。工程试验结果说明, 基于DRSN-ADA提取到的健康指标在寿命预测上的效果更好。

表4 不同健康指标剩余寿命预测结果对比

Tab. 4 Comparison of remaining useful life prediction results for different health indicators

测试轴承	DRSN-ADA			ResNet			PCA		
	$R_{RMSE}/\%$	$M_{MAE}/\%$	得分	$R_{RMSE}/\%$	$M_{MAE}/\%$	得分	$R_{RMSE}/\%$	$M_{MAE}/\%$	得分
1-3	2.79	2.36	1.05	10.53	9.65	-6.69	13.52	12.26	-15.07
1-4	2.66	2.45	1.1	4.43	3.09	-2.21	11.38	10.51	-13.78
1-5	1.98	1.76	0.92	13.64	10.84	-5.22	64.77	13.94	-11.87
2-3	2.08	1.77	0.9	4.86	4.25	0.04	12.29	32.24	-41.33
2-4	3.23	2.81	1.13	7.51	5.22	0.43	52.47	28.28	-4.51
2-5	3.5	3.22	1.01	18.34	16.04	-15.13	49.5	24.38	-25.9
3-3	2.94	2.27	0.99	3.57	2.86	0.59	40.63	9.15	-6.34
3-4	1.78	1.55	1.15	12.16	11.86	0.57	26.2	38.01	-2.39
3-5	1.75	1.55	1.16	6.96	6.05	1.32	14.33	10.51	-4.89
均值	2.52	2.19	0.86	3.62	3.15	0.75	6.50	5.87	-0.75

表5 试验轴承测试集剩余寿命预测结果

test set			
模型名称	$R_{RMSE}/\%$	$M_{MAE}/\%$	得分
DRSN-ADA	7.81	9.52	0.77
ResNet	13.61	17.48	0.64
均方根值	26.53	30.09	-0.86

4 结论

提出一种基于DRSN-ADA的滚动轴承剩余寿命预测方法。利用DRSN-ADA模型提取到的健康指标,解决了原始信号中噪声的干扰,也解决了不同工况下健康指标分布出现偏移的问题。利用XJTU-SY数据集和工程试验进行了验证。得出以下结论:

1) 基于DRSN-ADA模型提取到的健康指标在单调性、鲁棒性和关联性上均优于从ResNet网络、PCA降维融合、均方根值提取到的健康指标。

2) 将不同模型提取到的健康指标输入到ConvLSTM网络模型中,基于DRSN-ADA模型提取到的健康指标在寿命预测上的均方误差和平均绝对误差最小,平均得分最高。这说明基于DRSN-ADA提取到的健康指标预测效果更好。

参 考 文 献

- [1] 张正新,胡昌华,司小胜,等. 双时间尺度下的设备随机退化建模与剩余寿命预测方法[J]. 自动化学报,2017,43(10):1789-1798. ZHANG Zhengxin, HU Changhua, SI Xiaosheng, et al. Degradation modeling and remaining useful life prediction with bivariate time scale[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(10): 1789-1798.
- [2] 李刚,于长海,刘云鹏,等. 电力变压器故障预测与健康管:挑战与展望[J]. 电力系统自动化,2017,41(23):156-167. LI Gang, YU Changhai, LIU Yunpeng, et al. Challenges and prospects of fault prognostic and health management for power transformer[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(23): 156-167.
- [3] LI W, ZHU Z C, JIANG F, et al. Fault diagnosis of rotating machinery with a novel statistical feature extraction and evaluation method[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 50: 414-426.
- [4] 文井辉,伍荣森,李帅永,等. 基于DRSN和优化BiLSTM的轴承剩余寿命预测方法[J]. 计算机集成制造系统,2024,30(5):1877-1888. WEN Jinghui, WU Rongsen, LI Shuaiyong, et al. Bearing residual life prediction method based on DRSN and optimized BiLSTM[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2024, 30(5): 1877-1888.
- [5] GEBRAEEL N, LAWLEY M, LIU R, et al. Residual life predictions from vibration-based degradation signals: a neural network approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3):694-700.
- [6] 孟文俊,张四聪,淡紫嫣,等. 滚动轴承寿命动态预测新方法[J]. 振动、测试与诊断,2019,39(3):652-658. MENG Wenjun, ZHANG Sicong, DAN Ziyang, et al. Method of dynamic life prediction of rolling bearing[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(3): 652-658.
- [7] 黄大荣,陈长沙,孙国玺,等. 复杂装备轴承多重故障的线性判别分析与反向传播神经网络协作诊断方法[J]. 兵工学报,2017,38(8):1649-1657. HUANG Darong, CHEN Changsha, SUN Guoxi, et al. Linear discriminant analysis and back propagation neural network cooperative diagnosis method for multiple faults of complex equipment bearings[J]. Acta Armamentarii, 2017, 38(8): 1649-1657.
- [8] LIAO L X, JIN W J, PAVEL R. Enhanced restricted Boltzmann machine with prognosability regularization for prognostics and health assessment[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(11):7076-7083.
- [9] GUO L, LEI Y G, LI N P, et al. Machinery health indicator construction based on convolutional neural networks considering trend burr[J]. Neurocomputing, 2018, 292:142-150.
- [10] WU J, HU K, CHENG Y W, et al. Data-driven remaining useful life prediction via multiple sensor signals and deep long short-term memory neural network[J]. ISA Transactions, 2020, 97:241-250.
- [11] 郭伟,邢晓松. 基于改进卷积生成对抗网络的少样本轴承智能诊断方法[J]. 中国机械工程,2022,33(19):2347-2355. GUO Wei, XING Xiaosong. Intelligent fault diagnosis of bearings with few samples based on an improved convolutional generative adversarial network[J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(19): 2347-2355.
- [12] 陈维兴,常东润,李宗帅. 基于改进生成对抗网络与ConvLSTM的航空发动机剩余寿命预测方法[J]. 电子测量与仪器学报,2023,37(3):211-221. CHEN Weixing, CHANG Dongrun, LI Zongshuai. Aeroengine residual life prediction method based on improved generative adversarial network and ConvLSTM[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(3): 211-221.
- [13] ZHANG A S, WANG H L, LI S B, et al. Transfer learning with deep recurrent neural networks for remaining useful life estimation[J]. Applied Sciences, 2018, 8(12):2416.
- [14] 孙通. 基于BiLSTM-ADA的健康状态评估与剩余寿命预测方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2022:15-17. SUN Tong. Research on health status assessment and remaining life prediction method based on BiLSTM-ADA[D]. Xi'an: Xidian University, 2022: 15-17.
- [15] 肖宗朕,杜浩飞,王勇,等. 基于ConvLSTM的风机轴承寿命预测[J]. 组合机床与自动化加工技术,2024(6):161-165. XIAO Zongzhen, DU Haofei, WANG Yong, et al. Prediction of fan bearing life based on ConvLSTM[J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2024(6): 161-165.
- [16] 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 Yaguo, HAN Tianyu, WANG Biao, et al. XJTU-SY rolling element bearing accelerated life test datasets: a tutorial[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2019, 55(16): 1-6.
- [17] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHER K, et al. PRO-NOSTIA: an experimental platform for bearings accelerated degradation tests[C]//IEEE International Conference on Prognostics and Health Management. IEEE, 2012: 1-8.

Life prediction method of rolling bearings based on DRSN-ADA

WANG Hengdi¹ CHEN Peng¹ WANG Haokui¹ WU Shengde² MA Yingfeng³

(1. School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang 471003, China)

(2. Yancheng Quality Technical Supervision Comprehensive Inspection and Testing Center, Yancheng 224000, China)

(3. Ningbo Zhongyi Intelligent Co., Ltd., Ningbo 315701, China)

Abstract: [Objective] A health state assessment method combining deep residual shrinkage network (DRSN) and adversarial domain adaptation (ADA) was proposed to address the problems of vibration signal noise interference and inconsistent data distribution under different working conditions in the remaining useful life (RUL) prediction of rolling bearings, so as to improve the accuracy and generalization ability of RUL prediction. [Methods] Firstly, a health state assessment model combining deep residual shrinkage network and adversarial domain adaptation was constructed. The performance of DRSN in avoiding noise in vibration signals and adaptively extracting bearing degradation features was utilized to build the health indicator curve. Then, ADA was used to align the distribution of health indicators between the test set and the training set, so as to eliminate the difference in data distribution under different working conditions. Finally, the health indicators output by the DRSN-ADA model were input into the convolutional long short-term memory (ConvLSTM) network model, and the accurate RUL prediction of rolling bearings was realized. [Results] In the XJTU-SY dataset and engineering tests, the health indicators constructed by DRSN-ADA are superior to the comparison methods in monotonicity, robustness and correlation, with their mean values reaching 0.61, 0.97 and 0.98 respectively. The mean values of mean squared error (MSE) and mean absolute error (MAE) of the RUL prediction results are 2.52% and 2.19% respectively, and the average score is 0.86, which is significantly better than the DRN, principal component analysis and root mean square (RMS) methods. These results verify the effectiveness of the proposed method in noise suppression and cross-working condition prediction.

Key words: Rolling bearing; Deep residual shrinkage network; Adversarial domain adaptation; Health indicator; Life prediction (编辑: 李凯阳)

(上接第 162 页)

Analysis of new starting curve and dynamic characteristics of long-distance belt conveyors

YUAN Yuan¹ KOU Junxiong¹ ZHOU Lidong²

(1. College of Vehicle and Traffic Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

(2. College of Mechanical Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: [Objective] To address the longitudinal vibration of long-distance belt conveyors during starting, the dynamic equations of the belt conveyor were established based on the analysis of the viscoelastic properties of the conveyor belt. Taking a practical long-distance belt conveyor as an example, a dynamic simulation model was constructed using AMESim software to study the starting acceleration curve and loading time. [Methods] The effects of common starting curves on the dynamic tension of the conveyor belt were analyzed, and a new combined starting curve (sine+parabolic) was proposed. The curve was optimized by introducing a creep phase and adjusting the pre-starting speed. The tension variations under different loading times were then analyzed. [Results] The results show that the optimized sine and parabolic starting curve reduces the maximum tension of the conveyor belt by 5.8% compared with the commonly used sine acceleration curve. Furthermore, loading materials after stable operation effectively reduces the tension impact and extends the service life of the conveyor belt.

Key words: Belt conveyor; Starting curve; AMESim; Maximum tension; Dynamic characteristic; Load (编辑: 李立)