◀油气人工智能▶

# 多尺度特征融合和 Bi-ResLSTM 网络的轴承剩余寿命预测方法*

第 轩[1,2] 肖 旺[3] 山 崧[4] 徐 源[1] 王庆锋[1]

（1. 北京化工大学高端压缩机及系统技术全国重点实验室 2. 中国石油天然气股份有限公司长庆油田分公司工程技术监督中心 3. 国家管网西部管道有限公司 4. 中石化（天津）石油化工有限公司）

第轩，肖旺，山崧，等. 多尺度特征融合和 Bi-ResLSTM 网络的轴承剩余寿命预测方法［J］. 石油机械，2026，54（9）：1-9.

Di Xuan，Xiao Wang，Shan Song，et al. Remaining useful life prediction method for bearings based on multi-scale feature fusion and Bi-ResLSTM［J］. China Petroleum Machinery，2026，54（9）：1-9.

**摘要：**滚动轴承是旋转机械核心承载部件，对其退化趋势精准评估与剩余寿命预测是设备视情运维的关键支撑。现有数据驱动的故障预测方法普遍存在健康指标构建难度大、长时序退化特征挖掘不充分、剩余使用寿命预测精度不足等缺陷，难以适配工业现场复杂噪声、样本稀缺的监测工况。针对以上技术痛点，提出一种融合多尺度特征筛选与双向残差长短期记忆网络（Bi-ResLSTM）的滚动轴承剩余寿命预测方法。对设备采集的振动信号开展多尺度混合特征提取，借助动态关联窗口分析筛选高敏感特征，再通过深度去噪自编码器（DDA）完成多源特征降噪融合，以此构建能够直观反映轴承退化状态的健康指标曲线；依托自编码器的重构误差识别轴承早期故障发生时刻，精准确定寿命预测的起始时间点；将构建完成的健康指标时序曲线输入 Bi-ResLSTM 网络，深度挖掘指标随时间推移的劣化演变规律，结合设备预设失效阈值完成轴承剩余使用寿命定量计算。采用公开标准轴承数据集开展对比验证试验，试验结果表明，相比传统粒子滤波寿命预测算法和基础单层长短期记忆网络（LSTM）预测算法，所提方法整体预测误差百分比分别下降了 15.57 和 5.75 个百分点，表明其具有更高的预测精度和抗干扰鲁棒性能；充分证实了该预测方案即使在现场可获取训练故障样本有限的场景下，依旧能够维持稳定且准确的预测效果。研究结果可为工业旋转机械故障预测与预防性运维工作开展提供技术参考。

**关键词：**多尺度特征融合；滚动轴承；健康指标；寿命预测；机器学习

**中图分类号：**TE969/TH133/TP18 **文献标识码：**A DOI：10.12473/CPM.202504090

# Remaining Useful Life Prediction Method for Bearings Based on Multi-Scale Feature Fusion and Bi-ResLSTM

Di Xuan[1,2] Xiao Wang[3] Shan Song[4] Xu Yuan[1] Wang Qingfeng[1]

（1. *State Key Laboratory of High-End Compressor and System Technology*, *Beijing University of Chemical Technology*; 2. *Engineering Technology Supervision Center*, *PetroChina Changqing Oilfield Company*; 3. *PipeChina West Pipeline Co.*, *Ltd.*; 4. *Sinopec*（*Tianjin*）*Petrochemical Co.*, *Ltd.*）

**Abstract**: Rolling bearing is the core load-bearing component of rotating machinery, and accurate assess-

* 基金项目：中国石油化工股份有限公司科技项目“干气密封运行多源信息智能监控关键技术研发”（CHG24064）；新疆多介质管道安全输送重点实验室科研项目、新疆天山英才项目“压缩机组进出口管道疲劳性能监测评价及自主控制关键技术研究”（XBGD-AQWH202401）。

© Editorial Office of *China Petroleum Machinery*. OA under CC BY-NC-ND 4.0

ment of its degradation trend and prediction of its remaining useful life (RUL) provide key supports for condition-based operation and maintenance of equipment. Existing deep learning-driven fault prediction frameworks generally suffer from difficulties in defining health indicators, insufficient mining of long-term degradation features, and inadequate RUL prediction accuracy, making them poorly suited to industrial monitoring conditions with complex noise and scarce samples. To address these technical weaknesses, a RUL prediction method for rolling bearings was proposed by integrating multi-scale feature screening and a bidirectional residual long short-term memory (Bi-ResLSTM) network. The method consists of three main procedures. First, multi-scale hybrid features are extracted from the vibration signals collected from the equipment, highly sensitive features are screened by dynamic correlation window analysis, and multi-source feature denoising and fusion are completed by using a deep denoising autoencoder (DDA), so as to construct a health indicator curve that intuitively reflects the degradation state of the bearing. Second, the reconstruction error of DDA is used to identify the occurrence time of early bearing faults and accurately determine the starting point of RUL prediction. Finally, the constructed health indicator time-series curve is fed into the Bi-ResLSTM network to deeply capture the degradation evolution pattern of the indicator over time, and the RUL of the bearing is quantitatively calculated according to the pre-specified failure threshold of the equipment. The experimental results show that, compared with the traditional particle filter life prediction algorithm and the basic single-layer long short-term memory (LSTM) prediction algorithm, the overall prediction percentage error of the proposed method decreases by 15.57 and 5.75 percentage points, respectively, indicating that it has higher prediction accuracy and anti-interference robustness. It is fully demonstrated that the proposed scheme can deliver stable and accurate prediction even when only limited training samples of faults are available on site, and has high engineering application potential for fault prediction and preventive maintenance of industrial rotating machinery.

**Keywords**: multi-scale feature fusion; rolling bearing; health index; RUL prediction; machine learning

## 0　前　言

石油化工行业是国家经济的重要支柱产业，具有高资本投入、高技术要求和高风险性的特点。其中，大型高速旋转机械的安全稳定运行对于确保行业生产过程的安全性、连续性和高效性尤为关键。然而，这些设备在运行过程中承受着高载荷，且经常处于复杂的工作环境中也更易发生故障，故障的频繁发生往往源于缺乏有效的早期预警与寿命预测等预测性维护体系。

旋转机械的振动信号中蕴含了丰富的设备健康状态信息[1]。如，在进行轴承寿命预测之前首先要对旋转机械在运行过程中产生的振动信号进行健康指标（health index，HI）构建，在完成HI构建之后，专家学者可从机理建模、电信号分析、深度学习等方面对旋转机械的故障预警与预测展开研究。莫琦等[2]通过同时对低频与高频信号进行分解，并计算峭度差以确定最优频带，有效提升了轴承早期故障预警的准确性。褚东亮[3]结合自适应滤波与频谱分析方法提取旋转机械故障特征频率，随后利用短时傅里叶变换（short-time Fourier transform，STFT）对非平稳信号进行时频特征提取，实现旋转机械的早期故障预警。Zhang等[4]提出了一种基于动态神经网络的风机早期故障预警方法，数据验证结果准确率高，具有良好的区分正常、异常状态的效果。Zhai等[5]结合卡尔曼滤波器和状态空间模型预测轴承劣化状态，并计算其剩余使用寿命。Li等[6]构建了一种基于Wiener过程的剩余使用寿命预测模型，通过加入卡尔曼滤波算法实现了随机噪声干扰的有效抑制。Wang等[7]构建了一种融合相关向量机（relevance vector machine，RVM）、指数型退化模型与Fréchet度量的轴承寿命预测模型。Ren等[8]提出了一种基于深度卷积神经网络的轴承剩余使用寿命预测模型。韩光洁等[9]和王欣等[10]构建了时空注意力机制的长短期记忆网络（spatio-temporal attention cong short-term memory，STA-LSTM）模型，该寿命预测模型通过集成多尺度注意力机制与门控循环单元，实现了时序特征的自适应筛选。He等[11]构建了一种融合时序特征增强技术的预测模型，通过堆叠扩张因果卷积层构建时间卷积网络，实现对设备全生命周期退化趋势的映射。王玉静等[12]构建了时频域特征融合的深度预测模型，并将优化后的深度特征输入双向长短期记忆网络，对设备的时序退化趋势进行建模。

尽管如此，目前基于深度学习的轴承寿命预测研究仍存在诸多难点与挑战，具体包括：①传统的设备振动数据特征提取方法能力有限，难以有效捕捉数据中复杂的时间序列关系；②深度学习模型对复杂数据的特征学习存在不足，导致预测及诊断精度不高。针对以上技术痛点，笔者提出一种融合多尺度特征筛选与双向残差长短期记忆网络（bidirectional residual LSTM，Bi-ResLSTM）的滚动轴承剩余寿命预测方法。对设备采集的振动信号开展多尺度混合特征提取，借助动态关联窗口分析筛选高敏感特征，再通过深度去噪自编码器（DDA）完成多源特征降噪融合，以此构建能够直观反映轴承退化状态的健康指标曲线。依托自编码器的重构误差识别轴承早期故障发生时刻，精准确定寿命预测的起始时间点。将构建完成的健康指标时序曲线输入 Bi-ResLSTM 网络，深度挖掘指标随时间推移的劣化演变规律，结合设备预设失效阈值完成轴承剩余使用寿命定量计算。研究结果可为工业旋转机械故障预测与预防性运维工作开展提供技术参考。

## 1　早期预警及预测方法

模型流程如图 1 所示，所提方法包括早期预警和寿命预测流程。左侧虚线框为离线训练过程，主要包括：对原始振动数据进行多尺度混合特征提取，得到多尺度混合特征；将混合特征输入自编码器网络，检测早期故障信号并确定寿命预测起始点，随后进行 Bi-ResLSTM 训练。右侧虚线框为在线测试过程，主要包括：计算在线数据的相同多尺度混合特征，将其输入训练完成的自编码器网络，确定早期预警点并将其作为寿命预测起始点；随后通过 Bi-ResLSTM 对健康曲线进行趋势拟合，并结合设备失效阈值，最终得到寿命预测结果。

### 1.1　多尺度特征融合模型构建

为有效提升旋转机械特征提取的准确性，首先构建了一种多尺度特征融合（multi-scale feature fusion，MSFF）模型。该模型整体包括 3 个主要步骤：多尺度混合特征提取、动态关联窗口分析特征筛选与深度去噪自动编码器（deep denoising autoencoder，DDA）特征融合。

#### 1.1.1　多尺度混合特征提取

在多尺度混合特征提取阶段，首先对原始振动数据进行变分模态分解（variational mode decomposition，VMD），从原始振动信号及其本征模态函数（intrinsic mode function，IMF）分量中提取 24 种时域、频域和时频域的特征，并建立多尺度特征集，更全面地反映旋转机械的健康状况。

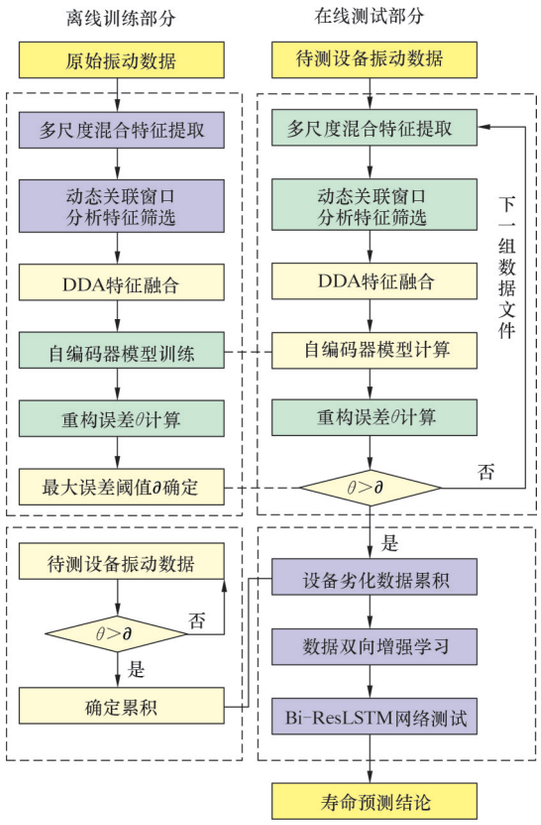



图 1　模型流程图

Fig. 1　Model flow chart

为尽可能提取滚动轴承多尺度特征，使用变分模态分解 VMD 处理原始振动数据，然后从原始振动数据提取 3 阶 IMF 分量：IMF1、IMF2、IMF3。最后采用 $p_1$~$p_{24}$ 共 24 种时域、频域信息对轴承状态进行表征。其中，$p_1$~$p_{17}$ 为时域特征，$p_{18}$~$p_{24}$ 为频域特征。原始信号及其 3 阶分量对应的特征分别记为 $K^0$、$K^1$、$K^2$、$K^3$，共构成 96 个多尺度混合特征。

#### 1.1.2　动态关联窗口分析特征筛选

在提取到 96 个特征后，为避免特征冗余并提高模型泛化能力，提出了一种“动态关联窗口分析（dynamic correlation window analysis，DCWA）”的方法，用于分析振动信号特征的动态变化，并评估其与轴承故障状态之间的相关性。该方法基于时间序列数据的全面分析，可以提前识别潜在故障信号，以筛选出更具敏感性的特征。

在时间序列数据中，首先定义一个固定大小的滚动窗口，使其覆盖部分数据，并对窗口内的数据计算均值、标准差。随着窗口向前滑动，每次移动一个时间点，重复计算新窗口内的统计量。计算值包括窗口内特征值的均值 $\mu_i$：

$$\mu_t = \frac{1}{W}\sum_{i=t-W+1}^{t} X_i \tag{1}$$

式中：$W$为单个滑动窗口长度，$X_i$为窗口内的第$i$个数据，$t$为时间索引。

滚动窗口内的标准差$\sigma_t$：

$$\sigma_t = \sqrt{\frac{1}{W-1}\sum_{i=t-W+1}^{t}(X_i-\mu_t)^2} \tag{2}$$

基于这些统计量定义特征的变化率，该变化率量化了当前观测值与窗口内均值的标准化偏差，用于识别短期内的异常变化$R_t$：

$$R_t = \frac{X_i-\mu_t}{\sigma_t} \tag{3}$$

为了尽可能进一步地筛选出敏感特征，定义一个异常标记机制，如果变化率的绝对值超过了其3倍标准差，则将该时间点标记为异常$N_b$：

$$N_b = \begin{cases} 1 & \text{if } |R_t| > 3\sigma_t \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \tag{4}$$

使用皮尔逊相关系数$r$来量化变化率与轴承状态之间的线性关系：

$$r = \frac{\sum_{t=1}^{N}(R_t-\overline{R})(Y_t-\overline{Y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{N}(R_t-\overline{R})^2\sum_{t=1}^{N}(Y_t-\overline{Y})^2}} \tag{5}$$

式中：$R_t$为变化率，$Y_t$为对应的目标变量，而$\overline{R}$和$\overline{Y}$分别为这些变量的样本均值。

得到所有时间点的相关系数，可计算平均相关系数$M_c$和方差$V_c$：

$$M_c = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} r_t \tag{6}$$

$$V_c = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}(r_t-M_c)^2 \tag{7}$$

式中：$T$为滑动过程中得到的有效时间窗口总数，$r_t$为第$t$个滑动时间窗口内特征变化率$R_t$和轴承$Y_t$计算得出的皮尔逊相关系数。

根据计算得到的平均相关系数，对所有特征进行降序排序。选择平均相关系数最高的前16个特征作为筛选后的结果，这些特征被认为与轴承的故障信号有强相关性，并将其作为早期故障敏感特征进一步在预警模型中进行验证，以测试其在实际轴承故障预测中的有效性。

#### 1.1.3　DDA特征融合

在多尺度特征融合阶段，将上述经过筛选的重要特征融合成统一的多尺度混合特征向量。使用DDA来实现多个特征的融合，消除单个特征表征劣化趋势的局限性。

DDA通常建立在自动编码器的基础之上，其中编码器部分用于学习数据的压缩表示，而解码器部分则试图从这种低维表示中重建原始数据。DDA不仅仅能最小化重构误差，也能最大化不同类别特征的判别能力。DDA的结构由2部分组成对称神经网络：编码器和解码器。编码器负责将高维输入数据压缩成低维代码，而解码器则从这些代码中重建原始数据。具体的训练过程如下。

在训练阶段，向融合后的特征数据中添加噪声。这一步骤在于模拟可能遇到的数据损坏情况：

$$\tilde{\boldsymbol{x}} = \boldsymbol{x} + \boldsymbol{\epsilon} \tag{8}$$

式中：$\boldsymbol{x}$为原始输入特征，$\boldsymbol{\epsilon}$为高斯分布中采样得到的噪声，$\tilde{\boldsymbol{x}}$为噪声干扰后的输入向量。

接下来，编码器将输入向量$\tilde{x}$经过编码权重矩阵$\boldsymbol{W}_e$和偏置$\boldsymbol{b}_e$处理，通过激活函数$f$转换为代码向量$z$：

$$\boldsymbol{z} = f(\boldsymbol{W}_e\boldsymbol{x} + \boldsymbol{b}_e) \tag{9}$$

解码器将代码向量$\boldsymbol{z}$经过解码权重矩阵$\boldsymbol{W}_d$和偏置$\boldsymbol{b}_d$的线性变换处理，再通过激活函数$g$重构得到输出向量$\hat{x}$：

$$\hat{\boldsymbol{x}} = g(\boldsymbol{W}_d\boldsymbol{z} + \boldsymbol{b}_d) \tag{10}$$

DDA通过最小化输入向量$\boldsymbol{x}$和输出向量$\hat{x}$之间的均方误差来进行训练：

$$\boldsymbol{L}(\theta_e,\theta_d) = \frac{1}{n}\left\|\hat{\boldsymbol{x}}_i - \boldsymbol{x}_i\right\|_2^2 \tag{11}$$

模型训练完成后，将编码器的输出的特征向量$\boldsymbol{z}$作为多尺度特征融合结果。

### 1.2　Bi-ResLSTM网络构建

基于上述得到的健康指标，本节进一步构建Bi-ResLSTM网络并对HI的变化趋势进行预测，同时通过残差连接改善网络训练效果。Bi-ResLSTM网络结构如图2所示，其中$y_0$，$y_1$，…，$y_n$为向后输出得到HI；$h_0^b$，$h_1^b$，$h_2^b$，…，$h_n^b$为偏置$\boldsymbol{b}$处理下的时间步隐状态；$h_0^f$，$h_1^f$，$h_2^f$，…，$h_n^f$为激活函数$f$正向$\beta_a$输出。

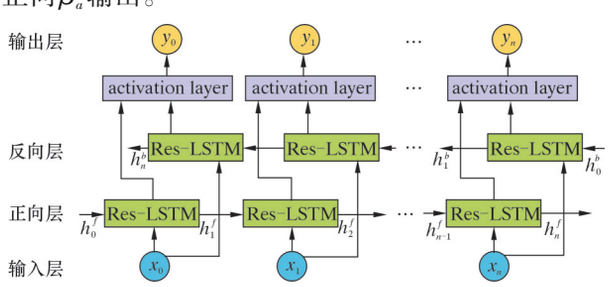



图2　Bi-ResLSTM网络结构图

Fig. 2　Architecture of the Bi-ResLSTM network

具体来说，首先输入网络的数据是旋转机械的HI序列，其中每一个时间步的HI值表示设备在该时刻的健康状况，时间序列数据如下：

$$\boldsymbol{X} = [\boldsymbol{H}_{i1}, \boldsymbol{H}_{i2}, \cdots, \boldsymbol{H}_{is}] \tag{12}$$

式中：$\boldsymbol{H}_{it}$为机械在第$t$个时间步的健康指数，$\boldsymbol{H}_{is}$中的$s$为健康指标序列的总时间频数。

Bi-ResLSTM 的输入序列被传递给正向和反向 LSTM 层，通过这种双向处理，网络能够同时学习过去和未来的信息。每一时间步的输出状态$\boldsymbol{h}_t$将依赖于该时刻的健康指数。

$$\boldsymbol{h}_t = f(\boldsymbol{W}_{\text{forward}}\boldsymbol{h}_{t-1} + \boldsymbol{W}_{\text{backward}}\boldsymbol{h}_{t+1} + \boldsymbol{W}_x\boldsymbol{H}_{it} + b) \quad (13)$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\text{forward}}$和$\boldsymbol{W}_{\text{backward}}$分别为前向和反向 LSTM 的权重矩阵，$H_{it}$为当前时刻的健康指数输入，$\boldsymbol{h}_t$为融合前向和反向时序信息后得到的第$t$个时间步隐藏状态向量。

在训练过程中，模型的输出为向后预测得到的$H_{\text{ipre}}$，经过 Bi-ResLSTM 层的处理后，网络训练得到了高维的隐状态$h_t$，在模型的最后一层进行回归操作，将隐状态$h_t$映射到具体的健康指标预测值：

$$\boldsymbol{H}_{\text{ipre}} = \boldsymbol{W}_{\text{output}}\boldsymbol{h}_t + \boldsymbol{b}_{\text{output}} \quad (14)$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\text{output}}$和$\boldsymbol{b}_{\text{output}}$为网络输出层的权重和偏置。

在该模型中，采用 Sagmoid 激活函数将预测得到的健康指标$\boldsymbol{H}_{\text{ipre}}$映射至（0，1）区间，并将 HI 的失效阈值设为 1。当设备的 HI 升高到阈值 1 时，设备即被认定为即将失效。

定义$\widehat{HI}_t$为从当前时刻到预测时刻的健康指标，$\widehat{HI}_{\text{fail}}$则为失效阈值 1，剩余寿命的计算可以表示为：

$$\hat{t}_{\text{fail}} = \min\left(t \middle| \widehat{HI}_t \leqslant \widehat{HI}_{\text{fail}}\right) \quad (15)$$

式中：$\hat{t}_{\text{fail}}$为设备从当前时刻到失效的剩余时间步数。

根据上述过程，剩余寿命$T_{\text{remain}}$计算如下：

$$T_{\text{remain}} = \hat{t}_{\text{fail}} - t_c \quad (16)$$

式中：$\hat{t}_{\text{fail}}$为预测的失效时刻，$t_c$为当前时间步。

剩余寿命是预测的失效时刻与当前时刻的时间差。通过此方法，即可以根据 HI 的变化趋势，计算得到设备剩余使用寿命

## 2　数据验证

### 2.1　数据集介绍

数据源自 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集[13]，数据采集试验台如图 3 所示。试验中由 2 个单向加速度传感器分别测得横向和纵向 2 类振动信号，采样频率为 25.6 kHz，采样间隔为 1 min，每次采样时长为 1.28 s。该数据集包括 3 个工况下共 15 个轴承的全寿命振动加速度数据。由于试验施加的力为径向力，所以水平方向的振动信号包含更多的轴承退化信息。这里选用水平方向数据作为研究对象。

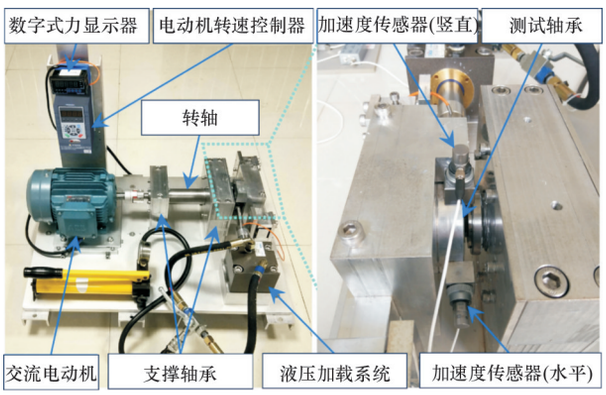



图 3　轴承试验平台图

Fig. 3　Bearing experimental platform

### 2.2　健康指标构建

首先，采用 VMD 方法对轴承振动信号进行特征提取。原始振动信号经 VMD 处理后，被分解为多个 IMF 分量。图 4a~图 4d 依次展示了原始数据和分解后的前 3 个 IMF 分量。

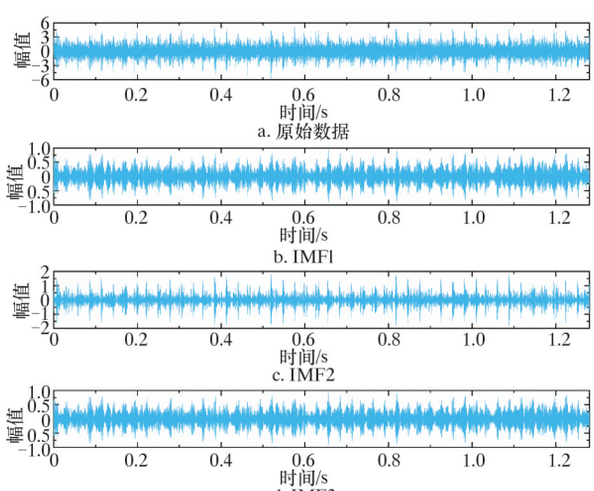



图 4　数据可视化

Fig. 4　Data visualization

在对原始振动数据进行 VMD 分解后，得到 IMF1、IMF2、IMF3 分量，随后对其进行特征提取，为了准确筛选出具有早期敏感特征的特征，提取完成后采用动态关联窗口分析方法。首先定义一个大小为 5 的滑动窗口计算其变化率，以捕捉时间序列数据中的动态变化；随后，基于变化率的 3 倍标准差设定阈值，任何超过此阈值的变化率将导致相应数据点被标记为预警状态 1，否则为正常状态 0，将 0 或 1 作为皮尔逊相关系数的目标变量。图 5 所示为第 100~120 组数据文件的目标变量。

由图 5 可以发现，在 118 组处发生了持续的预警情况。接下来计算每个特征与生成的目标变量之间的皮尔逊相关系数，以评估每个特征与预警状态的相关性。图 6 分别展示了原始数据特征、

IMF1 分量特征、IMF2 分量特征、IMF3 分量特征与预警状态的皮尔逊相关系数的绝对值。

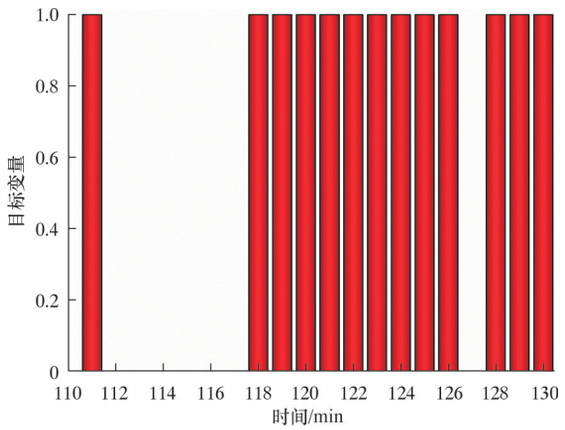



图 5　第 100~120 组目标变量

Fig. 5　Target variables (Sets 100–120)

最后，根据原始数据及 IMF1 分量、IMF2 分量、IMF3 分量中各特征与预警状态的皮尔逊相关系数进行筛选，选取相关性较高的前 16 个多尺度特征用于后续计算，结果如下：

$$K_{\mathrm{MAX}}=\begin{bmatrix} p_{17}^{0} & p_{22}^{0} & p_{21}^{0} & p_{3}^{0} \\ p_{17}^{1} & p_{3}^{1} & p_{22}^{1} & p_{21}^{1} \\ p_{17}^{2} & p_{22}^{2} & p_{3}^{2} & p_{21}^{2} \\ p_{17}^{3} & p_{3}^{3} & p_{22}^{3} & p_{21}^{3} \end{bmatrix} \tag{17}$$

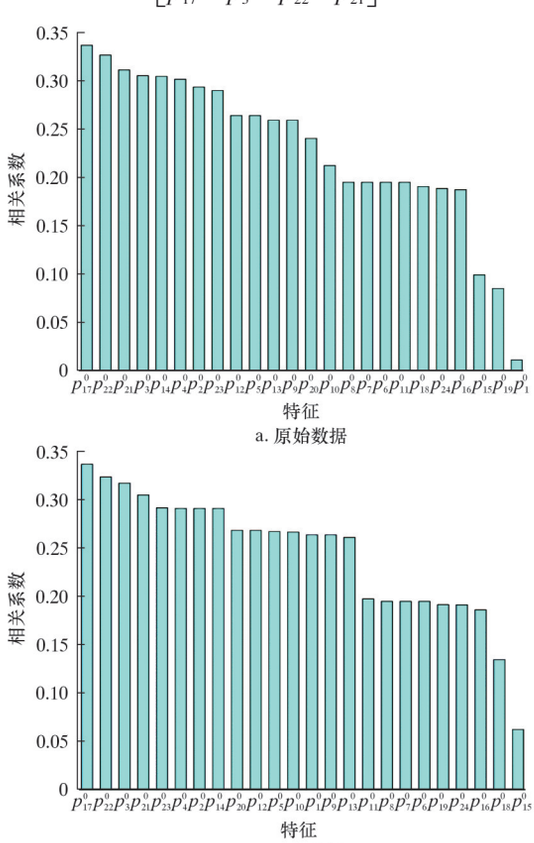
在特征筛选阶段，基于皮尔逊相关系数，成功筛选出了 $K_{\mathrm{MAX}}$16 个与预警状态强相关的特征。通过 DDA 对这些特征进行多尺度特征融合后，得到了一组新的融合特征。

为验证模型鲁棒性，继续对 XJTU-SY 数据中其他工况数据进行计算。表 1 为其早期故障敏感特征筛选情况。

**表 1　故障敏感特征筛选表**

Table 1　Fault-sensitive features

| 序号 | 数据 | 早期故障敏感特征 |
|---|---|---|
| 1 | Bearing1_1 | $\begin{bmatrix} p_{2}^{0} & p_{16}^{0} & p_{19}^{0} & p_{21}^{0} \\ p_{16}^{1} & p_{8}^{1} & p_{10}^{1} & p_{21}^{1} \\ p_{2}^{2} & p_{3}^{2} & p_{7}^{2} & p_{21}^{2} \\ p_{16}^{3} & p_{10}^{3} & p_{8}^{3} & p_{10}^{3} \end{bmatrix}$ |
| 2 | Bearing1_2 | $\begin{bmatrix} p_{21}^{0} & p_{22}^{0} & p_{4}^{0} & p_{19}^{0} \\ p_{10}^{1} & p_{17}^{1} & p_{22}^{1} & p_{19}^{1} \\ p_{19}^{2} & p_{20}^{2} & p_{21}^{2} & p_{23}^{2} \\ p_{22}^{3} & p_{19}^{3} & p_{17}^{3} & p_{10}^{3} \end{bmatrix}$ |
| 3 | Bearing1_3 | $\begin{bmatrix} p_{19}^{0} & p_{20}^{0} & p_{10}^{0} & p_{13}^{0} \\ p_{19}^{1} & p_{10}^{1} & p_{22}^{1} & p_{20}^{1} \\ p_{2}^{2} & p_{4}^{2} & p_{20}^{2} & p_{22}^{2} \\ p_{17}^{3} & p_{10}^{3} & p_{22}^{3} & p_{4}^{3} \end{bmatrix}$ |
| 4 | Bearing1_4 | $\begin{bmatrix} p_{17}^{0} & p_{19}^{0} & p_{20}^{0} & p_{13}^{0} \\ p_{20}^{1} & p_{19}^{1} & p_{17}^{1} & p_{23}^{1} \\ p_{19}^{2} & p_{20}^{2} & p_{7}^{2} & p_{4}^{2} \\ p_{20}^{3} & p_{19}^{3} & p_{17}^{3} & p_{13}^{3} \end{bmatrix}$ |




a. 原始数据　b. IMF1分量　c. IMF2分量　d. IMF3分量

图 6　皮尔逊相关系数

Fig. 6　Pearson correlation coefficient

成功筛选得到每种工况下的早期故障敏感特征之后，将多尺度敏感特征输入到 DDA 网络中进行特征融合，得到输入自编码器网络的特征向量。

### 2.3　确定劣化起始点

将测试数据的前 30~100 组输入自编码器网络中作为训练数据，此处的训练数据看作是正常数据。Bearing2~5 测试结果如图 7 所示。

Bearing2~5 共有 339 组数据文件，第 121 组确定为劣化起始点。

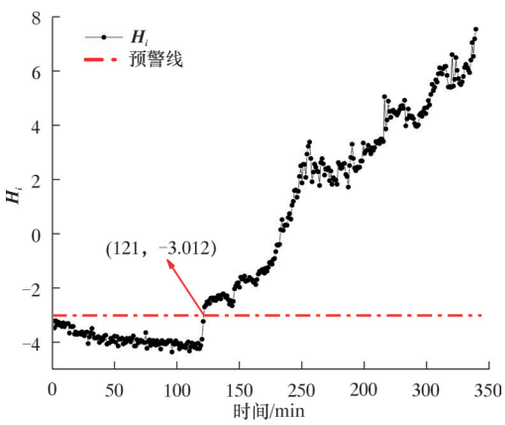



图 7　Bearing2~5 测试结果

Fig. 7　Test results of Bearing2-5

在先前对 Bearing2~5 数据集测试的基础上，进一步测试了模型在 XJTU-SY 数据集中的 4 个不同轴承（Bearing1_1、Bearing1_2、Bearing1_3、Bearing1_4）早期故障预警的性能。采用了与 Bearing2~5 相同的预处理步骤和网络结构配置。测试结果如图 8~11 所示。

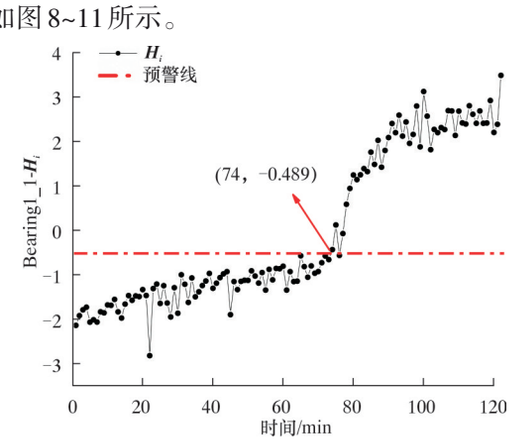



图 8　Bearing1_1 测试结果

Fig. 8　Test results of Bearing1_1

各轴承的劣化起始点如表 2 所示。

### 2.4　Bi-ResLSTM 网络寿命预测

得到其劣化起始点后，以这个点为预测起始点，通过 Bi-ResLSTM 网络对其健康指标进行趋势分析，以计算轴承的剩余使用寿命，使用误差百分比评估模型的预测表现。误差百分比定义如下：

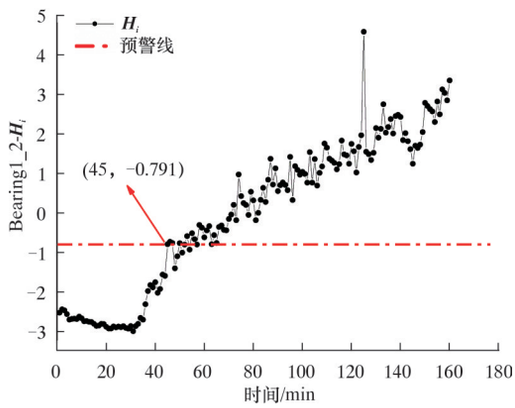



图 9　Bearing1_2 测试结果

Fig. 9　Test results of Bearing1_2

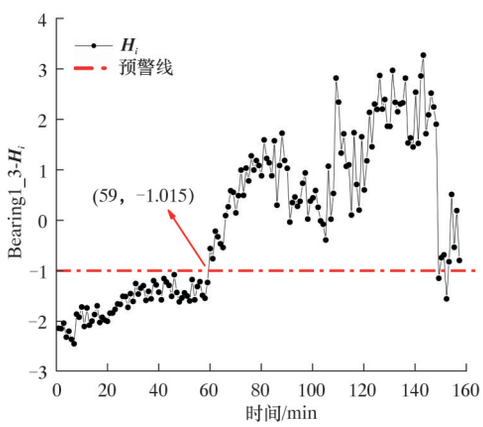



图 10　Bearing1_3 测试结果

Fig. 10　Test results of Bearing1_3

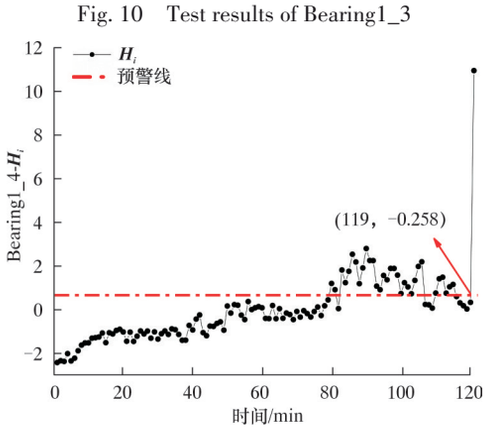



图 11　Bearing1_4 测试结果

Fig. 11　Test results of Bearing1_4

表 2　轴承劣化点表

Table 2　Bearing degradation points

| 数据集 | Bearing1_1 | Bearing1_2 | Bearing1_3 | Bearing1_4 |
|---|---|---|---|---|
| 起点 | 74 | 45 | 59 | 119 |

$$E_{r_i}=\frac{A_i-R_i}{A_i}\times 100\% \tag{18}$$

式中：$A_i$ 和 $R_i$ 为第 $i$ 组试验数据的真实剩余使用寿命和预测剩余使用寿命。

Bearing2~5 的测试结果如下：

在已知数据量到 210 组时，预测寿命为 26 min，

真实寿命为130 min，预测结果如图12所示。

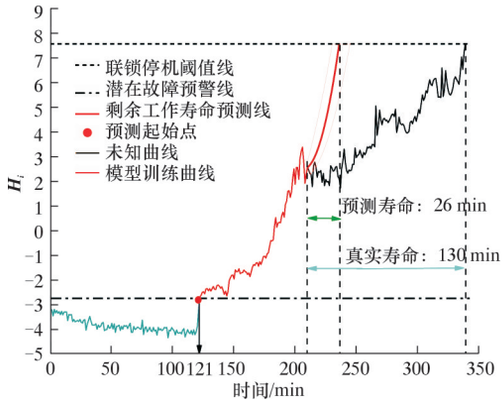



图12　已知210组数据测试结果

Fig. 12　Test results with 210 known sets of data

在已知数据量到250组时，预测寿命为50 min，真实寿命为90 min，预测结果如图13所示。

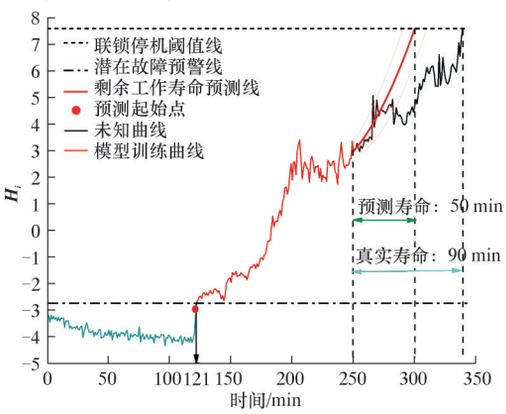



图13　已知250组数据测试结果

Fig. 13　Test results with 250 known sets of data

在已知数据量到300组时，预测寿命为31 min，真实寿命为39 min，预测结果如图14所示。

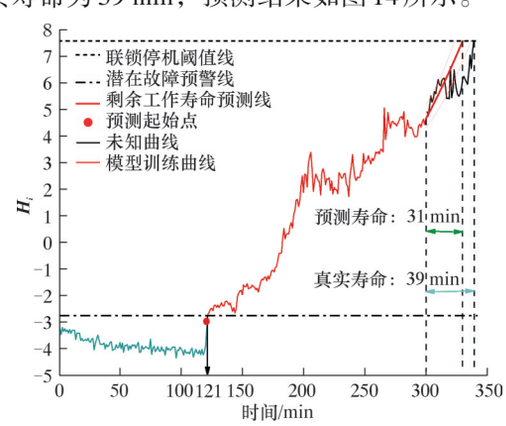



图14　已知300组数据测试结果

Fig. 14　Test results with 300 known sets of data

为验证模型鲁棒性，使用Bearing1_1轴承数据继续测试。为了进一步佐证笔者方法的有效性，对其他轴承测试数据也做了对比研究，并与基于粒子滤波的传统寿命预测方法和标准LSTM模型进行对比，对比情况如表3所示。由表3可知，笔者方法对7组轴承案例数据剩余寿命预测结果的绝对误差均值为28.1%，而基于粒子滤波的传统寿命预测方法和标准LSTM模型对7组数据的绝对误差均值分别为43.67%和33.85%。所提方法相比2种对比方法，误差百分比分别下降了15.57和5.75个百分点。

**表3　模型结果对比表**

Table 3　Comparison of model results

| 测试集 | 当前时刻/min | 真实寿命/min | 预测寿命/min | 误差百分比/% | | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| | | | | 笔者方法 | 粒子滤波 | LSTM |
| Bearing1_1 | 90 | 32 | 25 | 21.87 | 39.40 | 30.50 |
| Bearing1_1 | 95 | 27 | 22 | 18.51 | 40.68 | 31.40 |
| Bearing1_2 | 80 | 81 | 75 | 7.40 | 19.36 | 10.55 |
| Bearing1_2 | 100 | 61 | 57 | 6.55 | 15.40 | 12.58 |
| Bearing2_5 | 210 | 130 | 26 | 80.00 | 93.15 | 85.76 |
| Bearing2_5 | 250 | 90 | 50 | 44.44 | 68.45 | 45.36 |
| Bearing2_5 | 300 | 39 | 32 | 17.94 | 29.33 | 20.78 |
| 绝对误差均值 | | | | 28.1 | 43.67 | 33.85 |

通过与粒子滤波、LSTM方法对比可知，基于Bi-ResLSTM的方法具有更低的误差率，证明了该模型的优越性。

## 3　结　论

提出了一种多尺度特征融合与Bi-ResLSTM网络的轴承剩余寿命预测方法。采用多尺度特征提取、动态关联窗口分析特征筛选和深度去噪自编码器特征融合，实现了轴承健康指标的高精度构建，并利用自编码器网络确定预测起始点，采用Bi-ResLSTM网络实现了设备剩余寿命预测。所得结果如下。

（1）基于轴承数据验证了所提特征提取方法的有效性。结果表明，多尺度混合特征融合策略能够显著提升早期故障敏感特征的提取能力。采用自编码器网络确定的劣化起始点分别为：Bearing1_1为第74组，Bearing1_2为第45组，Bearing1_3为第59组，Bearing1_4为第119组。

（2）构建的Bi-ResLSTM健康指标趋势预测模型在减少过拟合的同时提升了模型的泛化能力。以Bearing2_5为例，在训练数据量分别为210、250和300组的情况下，预测得到的剩余寿命分别为26、50和31 min，表明训练数据量越大，模型预测精度越高。

（3）在多组不同训练数据量的测试中，所提方法相较于基于粒子滤波的传统寿命预测方法和

标准LSTM模型，误差百分比分别降低了15.57和5.75个百分点，表现出较高的预测精度和良好的鲁棒性，具备广泛的工程应用前景。

## 参　考　文　献


[1] Randall R B, Antoni J. Rolling element bearing diagnostics: a tutorial[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 485-520.

[2] 莫琦,陈立定,冯太合. 小波包在旋转机械故障振动信号处理中的应用[J]. 计算技术与自动化,2005,24(2):60-62.
Mo Qi, Chen Liding, Feng Taihe. Application of wavelet package in vibration signals processing for rotating mechanical failure[J]. Computing Technology and Automation, 2005, 24(2): 60-62.

[3] 褚东亮. 旋转机械故障信号分析及诊断技术研究[D]. 北京:华北电力大学,2017.
Chu Dongliang. Research on fault signal analysis and diagnosis technology of rotating machinery[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.

[4] Zhang Guobin, Du Ronghua, Xin Xiaogang, et al. Early fault detection for power plant fans based on dynamic neural network [J]. Journal of Physics Conference Series, 2021, 2005(1): 012203.

[5] Zhai L, Han N. Remaining life forecast model based on kalman filter[J]. Electronic Science and Technology, 2013, 26(9): 28-30.

[6] Li Yuxiong, Huang Xianzhen, Ding Pengfei, et al. Wiener-based remaining useful life prediction of rolling bearings using improved kalman filtering and adaptive modification[J]. Measurement, 2021, 182: 109706.

[7] Wang Biao, Lei Yaguo, Li Naipeng, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1): 401-412.

[8] Ren Lei, Sun Yaqiang, Wang Hao, et al. Prediction of bearing remaining useful life with deep convolution neural network[J]. IEEE Access, 2018(6): 13041-13049.

[9] 韩光洁,史国华,缑林峰,等. 一种用于航空发动机RUL预测的推理网络模型[J]. 小型微型计算机系统,2022,43(6):1217-1220.
Han Guangjie, Shi Guohua, Gou Linfeng, et al. Inference network model for RUL prediction of aero-engine[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2022, 43(6): 1217-1220.

[10] 王欣,孟天宇,周俊曦. 基于注意力与LSTM的航空发动机剩余寿命预测[J]. 科学技术与工程,2022,22(7):2784-2792.
Wang Xin, Meng Tianyu, Zhou Junxi. Remaining useful life prediction for aircraft engine using attention based LSTM[J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(7): 2784-2792.

[11] He Ke, Su Zuqiang, Tian Xiaoqing, et al. RUL prediction of wind turbine gearbox bearings based on self-calibration temporal convolutional network [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-12.

[12] 王玉静,李少鹏,康守强,等. 结合CNN和LSTM的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. 振动、测试与诊断,2021,41(3):439-446.
Wang Yujing, Li Shaopeng, Kang Shouqiang, et al. A method for predicting remaining useful life of rolling bearings combining CNN and LSTM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3): 439-446.

[13] 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.


**第一作者简介：**第　轩，生于2001年，2025年毕业于北京化工大学，获硕士学位，现从事旋转机械健康状态评价相关研究工作。地址：（100029）北京市朝阳区。email：523504914@qq.com。

通信作者：王庆锋，博士，教授。email：wangqf2422@163.com。

**修改回稿日期：**2026-03-28

（本文编辑　宋治国）