

# 基于迁移学习的滚动轴承剩余使用寿命预测

姜苗<sup>1,2</sup>, 向阳<sup>1,2</sup>, 魏建红<sup>1,2</sup>

(1. 武汉理工大学 船海与能源动力工程学院, 湖北 武汉 430000; 2. 高性能船舶技术教育部重点实验室(武汉理工大学), 湖北 武汉 430000)

**摘要:**为解决轴承剩余使用寿命预测模型预测泛化能力低,不能准确预测出未训练轴承剩余使用寿命的问题,本文提出了一种迁移轴承状态知识的剩余使用寿命的方法。利用计算时域、频域特征以及模糊熵作为预测特征,使用“ $3\sigma$ ”准则将轴承全寿命过程划分为正常阶段、退化阶段,以实现退化阶段轴承剩余使用寿命的预测。构建基于门控循环单元的轴承剩余使用寿命预测模型,并使用某一轴承的全寿命周期数据进行训练,使模型学习到新轴承的状态信息。研究表明:相较于未使用迁移学习的方法,其预测所有轴承的轴承剩余使用寿命平均均方根误差减小了 52.53%,平均百分比误差减少了 68.87%。本文提出的方法可以有效、准确地预测出轴承的轴承剩余使用寿命。

**关键词:**门控循环单元; 剩余使用寿命预测; 滚动轴承; 迁移学习; 预训练; 模糊熵; 退化阶段; 特征融合

DOI: 10.11990/jheu.202205075

网络出版地址: <https://link.cnki.net/kcms/detail/23.1390.U.20240207.1409.004>

中图分类号: TP319.56 文献标志码: A 文章编号: 1006-7043(2024)04-0665-09

## Prediction of the remaining service life of a rolling bearing based on transfer learning

JIANG Miao<sup>1,2</sup>, XIANG Yang<sup>1,2</sup>, WEI Jianhong<sup>1,2</sup>

(1. School of Naval Architecture, Ocean and Energy Power Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430000, China; 2. Key Laboratory of High Performance Ship Technology (Wuhan University of Technology), Ministry of Education, Wuhan 430000, China)

**Abstract:** To address the issue of low generalization ability in predicting the remaining useful life (RUL) of bearings using the prediction model, and difficulties in accurately predicting the RUL of untrained bearings, this paper proposes a method to transfer knowledge of bearing conditions for RUL prediction. By utilizing computed time and frequency-domain features, and fuzzy entropy as predictive features, the bearing's entire life cycle is divided into normal and degraded stages employing the ‘ $3\sigma$ ’ criterion to achieve prediction of the RUL during the degradation stage. A bearing's RUL prediction model based on Gated Recurrent Units is constructed, trained on the full life cycle data of a particular bearing to enable the model to learn the state information of new bearings. Research indicates that, compared to methods not employing transfer learning, the root mean square error in predicting the RUL of all bearings decreased by 52.53%, while the average percentage error reduced by 68.87%. The proposed method effectively and accurately predicts the RUL of bearings.

**Keywords:** gated recurrent unit; remaining useful life prediction; roll bearing; transfer learning; pretraining; fuzzy entropy; degradation stage; feature fusion

旋转机械在现代社会中扮演着重要角色,广泛应用于航天、交通、工业生产等行业,滚动轴承作为

应用的核心部件,运行状态将直接影响旋转机械的运行状态<sup>[1]</sup>。预测与健康管( prognostic and health management, PHM)提高了旋转机械的可靠性和安全性,剩余寿命(remaining useful life, RUL)预测作为 PHM 中的一项预测任务,预测了相关机械的 RUL,维护机械,防止旋转机械发生故障<sup>[2]</sup>。

收稿日期: 2022-05-27.

网络出版日期: 2024-02-09.

基金项目: 国家工信部绿色智能内河船舶创新专项(20201g0079).

作者简介: 姜苗,男,博士研究生;

向阳,女,教授,博士生导师.

通信作者: 向阳, E-mail: yxiang @ whut. edu. cn.

机械 RUL 预测建模被分为基于数学模型和基于数据驱动 2 类<sup>[3]</sup>。基于数学模型根据机械设备的退化失效机制、退化失效行为进行数学建模预测其 RUL<sup>[3]</sup>。实际应用中,受机械工作环境及系统复杂性等因素的影响,完整实现机械系统数学建模较为困难。而随着科学技术的发展,基于数据驱动的方法已逐步成为主流,其主要分为基于浅层机器学习的方法、基于深度学习的方法。深度学习技术也被不断深入探索挖掘,由于其自适应的提取特征能力,克服了浅层机器学习技术的固有缺陷,减少了人为干预错误,使机械维护更加智能、准确、高效,广泛应用于机械健康管理领域<sup>[4]</sup>。Babu 等<sup>[5]</sup>提出的基于卷积神经网络(convolution neural network, CNN)的回归方法预测 RUL 将卷积神经网络用于预测 RUL。Ding 等<sup>[6]</sup>为提高预测模型准确性和泛化能力对 CNN 进行改进,提出了深度卷积神经网络(depth convolution neural network, DCNN)的网络结构预测 RUL。通过 3 个卷积层和 2 个全连接层构建了没有池化层的 DCNN 剩余使用寿命预测模型。以上方法虽然实现了 RUL 的预测,但是忽略了寿命预测特征在时间上的相关性。

长期短时记忆(long short-term memory, LSTM)增加 3 个逻辑门对信息进行筛选,克服了传统时间序列预测建模算法循环神经网络(recurrent neural network, RNN)存在梯度消失和梯度爆炸问题。但缺点是增加了网络计算时间。门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)合并 LSTM 的输入门与遗忘门,并构成更新门,减少了计算时间。Chen 等<sup>[7]</sup>提出基于温度的门控循环单元神经网络实现了锂电池健康预测。Msa 等<sup>[8]</sup>提出基于 GRU 的网络入侵预警预测方法,根据报警历史数据对模型进行训练,实现了对未来可能入侵的报警预测。Tong 等<sup>[9]</sup>根据复杂机械特征多样、内部结构复杂、时序信息耦合等特点提出一种基于 GRU 的网络模型预测复杂机械的 RUL,通过剔除无效数据、降噪、计算特征等方法提高了复杂机械 RUL 的预测准确率。但是以上方法都是使用同一研究对象的寿命数据进行训练和验证,没有使用未训练工况下的数据验证模型的预测性能。经试验证明,使用某一个轴承数据训练模型的预测能力存在局限性,不适用于预测其他轴承的 RUL,在预测 RUL 时,模型的预测性能非常不稳定,预测准确率会下降。

本文考虑轴承状态受历史状态影响,使用 GRU 搭建 RUL 预测模型。并提出使用迁移学习策略,即用未训练轴承正常阶段的特征预训练模型,使模型学习到新轴承的状态知识,然后预测轴承退化阶段的 RUL,提高预测模型的准确性以及泛化能力。

## 1 预测特征计算

不同信号特征包含轴承不同维度的状态信息,轴承的状态信息越多,预测 RUL 的精确度越高。轴承信号的时域特征、频域特征以及模糊熵可作为预测模型的输入。通常采集的数据包含噪声,为减小噪声对预测精度的影响,使用五点三次平滑算法对原始数据进行预处理<sup>[10]</sup>,再对处理的信号进行特征计算。

### 1.1 时域频域特征

振动信号时域特征包含有量纲参数和无量纲参数,无量纲参数不会随运行工况的变化而变化,反映了轴承的健康状态<sup>[11]</sup>。偏度  $C_w$ 、峭度  $C_q$ 、波形因子  $S_f$ 、峰值因子  $I_p$  这 4 个预测特征分别为:

$$C_w = \frac{\sqrt{n(n-1)}}{n-2} \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^3}{\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right)^{3/2}} \quad (1)$$

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

$$S_f = \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2\right)^{1/2} \left/ \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i|\right) \right. \quad (3)$$

$$I_p = X_p \left/ \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2\right)^{1/2} \right. \quad (4)$$

式中:偏度  $C_w$  反映振动波形的不对称性;峭度  $C_q$  反映振动信号的冲击性;波形因子  $S_f$  反映振动信号波形与正弦信号的差异;峰值因子  $I_p$  反映振动信号中峰值的极端变化程度; $x_i$  为采集信号点数据; $n$  为取样长度; $\bar{x}$  为信号均值; $X_p$  为取样序列的最大峰值。

时域特征能够直观地反映轴承状态随时间变化关系,但不能提供振动信号中关键频率信息,因此本文对轴承振动信号进行了频域特征提取。重心频率  $f_g$  和均方根频率  $f_e$  能不同程度的反映出信号频率分布<sup>[12]</sup>,2 种预测特征分别为:

$$f_g = \frac{\sum_{k=1}^n f_k P(k)}{\sum_{k=1}^n P(k)} \quad (5)$$

$$f_e = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n f_k^2 P(k)}{\sum_{k=1}^n P(k)}} \quad (6)$$

式中: $f_k$  为频率幅值; $P(k)$  为对应的功率谱值。

### 1.2 模糊熵

熵用于度量系统或一段信息中的不确定性或混乱程度,模糊熵克服了近似熵与样本熵在计算过程中随数据波动而变化的缺点<sup>[13]</sup>。模糊熵通过均值运算,使用指数函数代替绝对幅值差,消除了基线漂移和数据波动的影响。计算过程为:

1) 对于一段时间序列  $x_i, i = 1, 2, \dots, N$  进行处理得到一个  $m$  维向量  $\mathbf{X}_i^m$ :

$$\mathbf{X}_i^m = \{x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+m-1} - u_i^o\} \quad (7)$$

$$u_i^o = m^{-1} \sum_{j=0}^{m-1} x_{i+j} \quad (8)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, N-m+1$ ;  $\mathbf{X}_i^m$  为从第  $i$  个时间序列点开始连续  $m$  个序列值减去均值  $x_i^o$ 。

2) 计算矢量  $\mathbf{X}_i^m$  和  $\mathbf{X}_j^m$  对应元素差值的最大值:

$$d_{ij}^m = d[\mathbf{X}_i^m, \mathbf{X}_j^m] = \max(|(x_{i+k} + x_i^o) - (x_{j+k} + x_j^o)|) \quad (9)$$

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

3) 定义  $\mathbf{X}_i^m$  和  $\mathbf{X}_j^m$  的相似度:

$$D_{ij}^m = \mu(d_{ij}^m, n, r) = \exp\left(-\left(\frac{d_{ij}^m}{r}\right)^n\right) \quad (10)$$

式中  $n, r$  分别为边界梯度和宽度。

4) 计算除自身外所有隶属度平均:

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

5)  $m=m+1$ , 重复步骤 3)、4)。

6) 计算模糊熵:

$$K_{FE}(t) = \ln \phi^m(t) - \ln \phi^{m+1}(t) \quad (12)$$

式中:  $N$  为模糊熵与数据长度;  $m$  为参数嵌入维度, 取值 1 或 2;  $r$  为相似容限, 取值范围在 0.1 ~ 0.5<sup>[13]</sup>;  $n$  为模糊函数隶属度, 通常取值为 2。以上参数存在相关性, 当  $N$  为 1 500 时,  $m$  为 2,  $n$  为 2,  $r$  为 0.2。经过以上流程得到轴承 1-1 的模糊熵如图 1 所示。

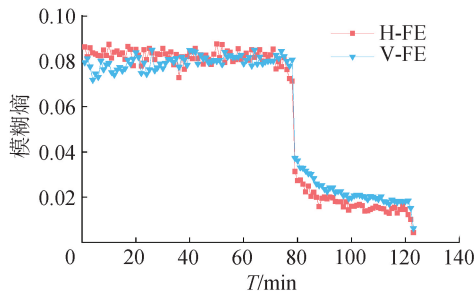


图1 轴承 1-1 模糊熵

Fig.1 Bearing 1-1 Fuzzy entropy

从图 1 水平采集振动信号模糊熵 H-FE 以及垂直采集振动信号模糊熵 V-FE 可以看出随轴承运行时间的增加, 轴承的退化程度越来越严重, 模糊熵值也越来越小, 表明模糊熵可以直观地反映轴承的运行状态。

### 1.3 数据标准化

当模型的输入特征量纲不一致, 会降低模型的预测性能, 对特征量纲进行标准化处理可消除这一影响, 再代入预测模型时对所有的预测特征进行标准化处理为:

$$y_i = x_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i / \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right) \quad (13)$$

## 2 轴承状态阶段划分

本文对轴承的状态进行阶段划分, 利用融合的退化状态特征, 结合“3 $\sigma$ ”准则判定初始退化点。当轴承的实时退化特征超出准则值时轴承开始退化, 进而划分出轴承的正常与退化阶段。轴承在正常阶段的磨损量小, 运行状态稳定, RUL 为常数值; 进入退化阶段后 RUL 呈线性下降。本文以西安交通大学机械装备健康监测联合实验室的 XJTU-SY 数据集为数据基础, 选择了该数据集 2 种工况下 10 个滚动轴承的全寿命周期振动信号, 具体工况如表 1 所示, 轴承具体的失效模式如表 2 所示。

表 1 轴承运行工况

Table 1 Bearing operating conditions

工况	转速/(r/min)	径向力/kN
1	2 100	12
2	2 250	11

表 2 轴承故障信息

Table 2 Failure information of the bearings

工况	轴承编号	失效模式
1	轴承 1-1	外圈故障
	轴承 1-2	外圈故障
	轴承 1-3	外圈故障
	轴承 1-4	保持架故障
	轴承 1-5	内外圈同时故障
2	轴承 2-1	内圈故障
	轴承 2-2	外圈故障
	轴承 2-3	保持架故障
	轴承 2-4	外圈故障
	轴承 2-5	外圈故障

轴承加速退化实验台架如图 2 所示, 该实验台架由交流电动机、电动机转速控制器、转轴、支持轴承、加速度传感器、液压加载系统和测试轴承组成。交流电机用于输出转矩, 以达到改变轴承运行工况的作用。液压加载系统用于轴承径向加载, 以达到加速轴承退化的作用。在水平和垂直方向安装有 2 个加速度传感器, 用于采集轴承的全寿命周期信号, 其采集频率为 25.6 kHz, 采样间隔为 1 min, 每次采样时长为 1.28 s。

### 2.1 退化准则

“3 $\sigma$ ”准则常用于检测数据的异常值, 其计算过程为: 假设数据满足正态分布, 先计算出数据的标准差, 再按照一定概率确定一个区间, 当数据中的某个数不在这个区间内则认为该值为误差值。

本文对轴承 1-1 原始信号的幅值进行统计, 通过 Matlab 正态分布函数拟合数据的分布, 得到该轴承的信号振幅值分布如图 3 所示。

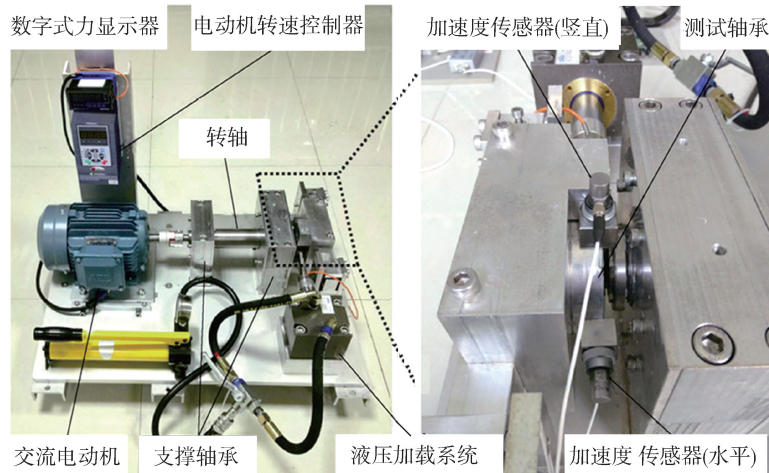


图 2 滚动轴承实验台

Fig. 2 Testbed of rolling element bearings

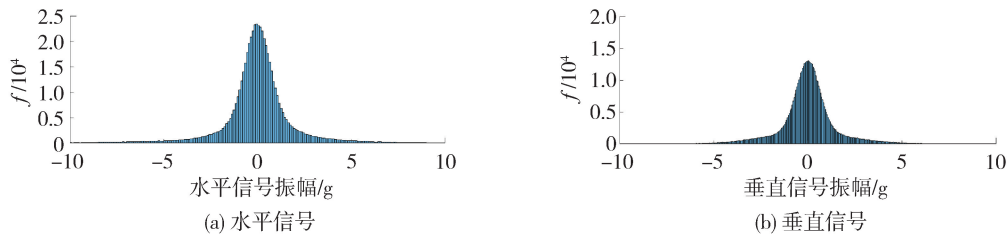


图 3 轴承 1-1 信号幅值概率分布

Fig. 3 Bearing 1-1 signal amplitude probability distribution

从图 3 可以看出,轴承 1-1 水平方向、垂直方向采集的全寿命信号的振幅概率分布完全满足正态分布,因此本文可以使用“ $3\sigma$ ”准则对轴承进行初始退化点确定,步骤为:

1) 根据“ $3\sigma$ ”准则以及本文研究目标,设置退化准则。按照当前采集时间步  $t$  计算退化指标的标准差  $\delta$  及均值  $\mu$  为:

$$\mu = \frac{1}{t-1} \sum_i^{t-1} x_i \quad (14)$$

$$\delta = \sqrt{\sum_i^{t-1} (x_i - \mu)^2 / (t-2)} \quad (15)$$

式中  $x_i$  为时间步采集的振动信号退化指标。

2) 得到每次时间步采集信号的判断阈值  $\varphi$ 。

$$\varphi = \mu + 3\delta \quad (16)$$

3) 当  $x_i > \varphi$  则认为该时间步为初始退化点。

### 2.2 退化状态特征融合

信号的峰峰值  $z_1$ 、绝对均值  $z_2$ 、方差  $z_3$ 、均方根值  $z_4$  可以直接反映机械的状态信息<sup>[14]</sup>,因此本文以上述 4 个时域特征为轴承的退化指标,融合公式为:

$$Z_i = \sqrt{z_1^2 + z_2^2 + z_3^2 + z_4^2}, i = 1, 2, \dots, N \quad (17)$$

式中  $Z_i$  为融合后的退化特征。

图 4 中 H-F 为水平传感器采集信号的融合特征 V-F 为垂直传感器采集信号的融合特征,从图中可以看出,在轴承正常阶段退化特征较小且变化平

缓,当进入退化阶段退化后,退化特征值和波动较大。因此得出结论,本文计算退化特征能够较好地划分出轴承正常阶段和退化阶段。

### 2.3 退化阶段划分实例

利用 2.1 节的退化准则确定轴承的退化点,图 5 为使用融合退化特征确定轴承 1-1,轴承 2-1 的初始退化点。从图 5 的分割线可以看出,本文划分的初始退化点对应轴承全寿命周期信号时域信号振幅突变区间,划分的退化阶段符合轴承的实际状态。因此可以使用本文的退化准则划分轴承的不同阶段。

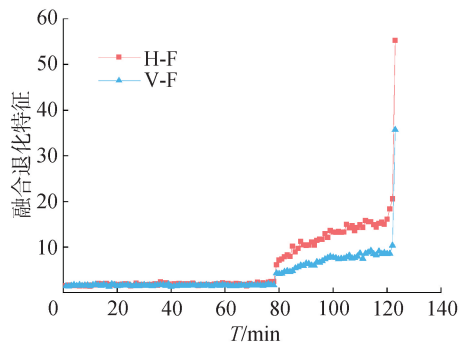


图 4 轴承 1-1 的融合退化特征

Fig. 4 Fusion degradation feature of Bearing 1-1

## 3 剩余使用寿命预测

RNN 具有较强的处理时间序列能力,但是该

网络在反向传播过程中会丢失先前记录的状态信息,同时还存在梯度消失或爆炸的问题,LSTM、

GRU 可解决 RNN 不适合用于处理长期依赖问题<sup>[15]</sup>。

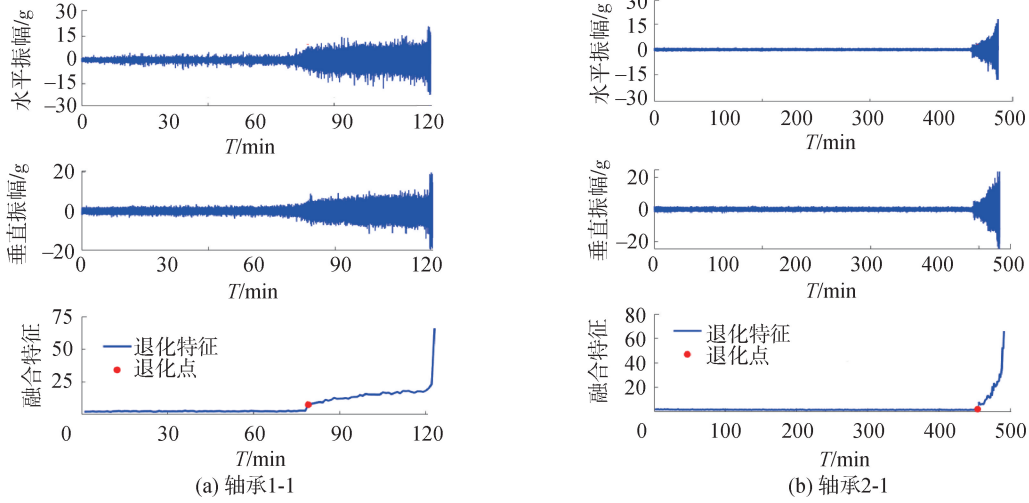


图 5 轴承的初始退化点

Fig. 5 Initial degeneracy points of bearings

### 3.1 门控循环单元

GRU 网络通过合并输入门与遗忘门的单元状态和隐藏状态,构成了更新门<sup>[16]</sup>。GRU 包括重置门和更新门 2 个逻辑门,其结构如图 6 所示。

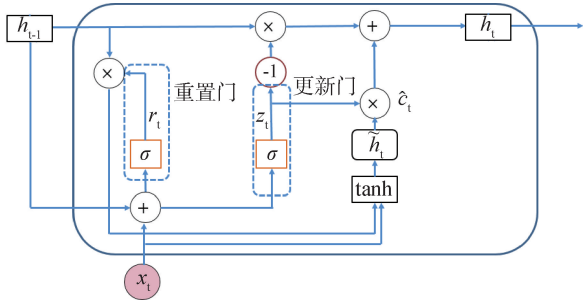


图 6 GRU 单元框架

Fig. 6 GRU unit structure

重置门根据  $r_t$  将上一输入的状态  $h_{t-1}$  “重置”为  $h'_{t-1}$ , 再将重置的上一状态  $h'_{t-1}$  与当前输入  $x_t$  相结合,并通过一个  $\tanh$  激活函数将数据缩放到  $-1 \sim 1$  得到  $\tilde{h}_t$ 。这时的  $\tilde{h}_t$  包含上一状态信息和当前输入数据,再将  $\tilde{h}_t$  添加到当前隐藏状态,实现了当前时刻状态与过往状态的记忆。下一步进入更新记忆,根据先前得到的更新门控  $z_t$  对当前状态  $h_t$  进行更新。模型的数学分别为:

$$z_t = \sigma(\mathbf{W}_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + \mathbf{b}_z) \quad (18)$$

$$r_t = \sigma(\mathbf{W}_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + \mathbf{b}_r) \quad (19)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(\mathbf{W}_h \cdot [r_t \otimes h_{t-1}, x_t] + \mathbf{b}_h) \quad (20)$$

$$h_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes \tilde{h}_t \quad (21)$$

$$y_t = \partial(\mathbf{W}_o h_t + \mathbf{b}_o) \quad (22)$$

式中:  $\sigma$  为 s 形函数;  $\partial$  为线性激活函数;  $\tanh$  为双曲正切函数;  $\otimes$  表示矩阵中对应元素相乘;  $\mathbf{W}_z$  为重置

门权重矩阵;  $\mathbf{b}_z$  为重置门偏置矩阵;  $\mathbf{W}_r$  为更新门权重矩阵;  $\mathbf{b}_r$  为更新门偏置矩阵;  $\mathbf{W}_h$  为临时输出权重矩阵;  $\mathbf{b}_h$  为重置门偏置矩阵;  $\mathbf{W}_o$  输出层权重矩阵;  $z_t$  为重置门的输出;  $r_t$  为更新门的输出;  $\tilde{h}_t$  为临时隐藏状态;  $h_t$  为隐藏状态;  $y_t$  为输出。

### 3.2 迁移学习

迁移学习是将学到的已有知识应用到新的领域,它不同于常规机器学习的假设 1(学习样本与测试样本满足独立分布),假设 2(使用足够多的训练样本才能获得足够好的学习能力)<sup>[17]</sup>。迁移学习可以解决目标领域标签样本少,模型训练时间长,模型泛化能力低的问题。常见的迁移学习分为:基于核学习、基于强化学习、基于流行病学以及、基于深度学习的迁移学习。

迁移学习中,一个领域  $D$  为:

$$D = \gamma p(x) \quad (23)$$

式中:  $\gamma$  表示特征空间;  $p(x)$  为  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \gamma; x_i \in \mathbf{R}^d, i = 1, 2, \dots, n$  的边缘分布。

另一领域  $\tilde{D} = \{\gamma, p(\mathbf{X})\}$  的任务形式化表示为:

$$\Gamma_s = Yf(\cdot) \quad (24)$$

式中:  $Y$  表示目标样本标签;  $f(\cdot)$  为可实例目标标签的目标预测函数,该目标函数任务解可通过训练数据  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^m$  中学习获得。

迁移学习将在源领域  $D$  中解决任务  $\Gamma$  时学到的知识,迁移至目标领域  $\tilde{D}$ ,用以解决目标任务  $\Gamma_s$ ,提高了模型的泛化能力。

本文根据迁移学习原理,提出使用某一工况下某一轴承的全寿命周期特征训练建立的 RUL 预测

模型,结合迁移学习使用其他未训练轴承的全寿命数据作为验证集,先使用轴承正常阶段数据对训练好的模型进行预训练,然后对轴承的退化阶段进行 RUL 预测。

为实现滚动轴承的 RUL 预测,本文构建了如图 7 的网络框架。

### 3.3 诊断框架

本文设计的整体预测框架如图 8 所示。首先选择轴承 1-1 的全寿命周期数据作为训练样本,计算其时域特征、频域特征以及模糊熵作为模型输入,再设置模型参数训练并保存模型,最后计算其他轴承全寿命周期数据的预测特征。结合迁移学习,用正

常阶段特征数据对模型进行预训练,使模型学习到新的轴承状态知识,以实现新轴承退化阶段 RUL 的准确预测。

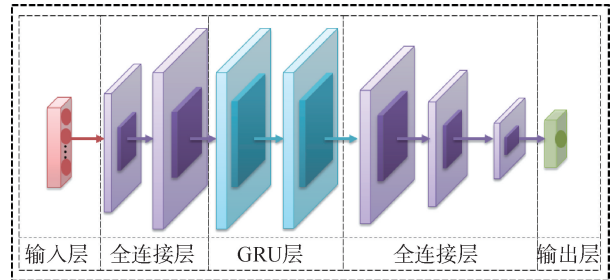


图 7 预测模型框架

Fig. 7 Prediction model structure

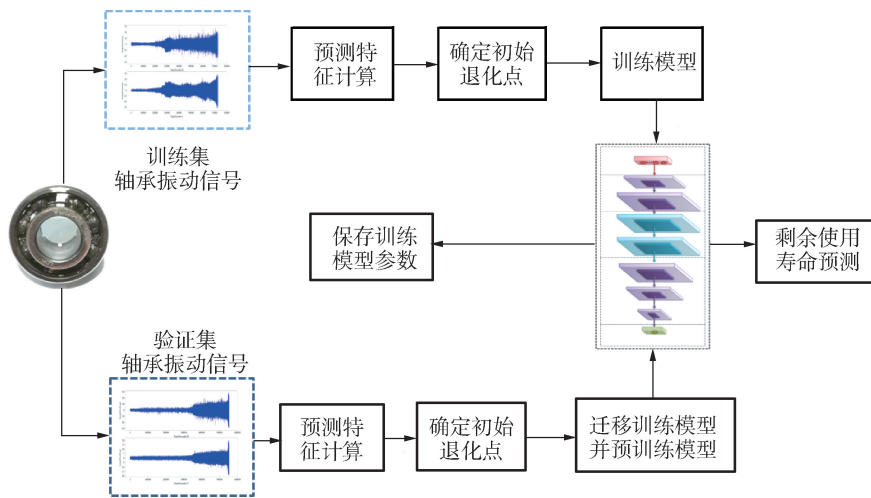


图 8 轴承 RUL 的预测框架

Fig. 8 Bearing RUL prediction framework

### 3.4 预测实例

为准确预测出滚动轴承的 RUL,经过多次调试模型,最终得到模型的超参数如表 3 所示。

表 3 GRU 预测模型的超参数设置

Table 3 Super parameter setting of GRU prediction model

名称	参数设置量
全连接层 1	输入维度 = 15, 输出维度 = 128
全连接层 2	输入维度 = 128, 输出维度 = 512
GRU 层	输入维度 = 512, 隐含层单元数 = 512, dropout = 0.2, GRU 层数 = 2
全连接层 3	输入维度 = 512, 输出维度 = 256
全连接层 4	输入维度 = 256, 输出维度 = 128
全连接层 5	输入维度 = 128, 输出维度 = 32
输出层	输入维度 = 32, 输出维度 = 1
批次量大小	8
优化器	ASGD
损失函数	MSELoss
激活函数	Relu
迭代次数	100
迁移学习预训练次数	20
迁移学习预训练优化器	Adagrad

首先为验证 GRU 在计算时间上优于 LSTM,建立了除记忆层不同其他结构层都相同的预测模型。使用预测评价指标,如均方根误差 (root mean square error, RMSE)、积累相对准确度 (cumulative relative accuracy, CRA) 以及百分比误差 (mean absolute error, MAE) 评价预测的结果<sup>[18-19]</sup>。预测指标 RMSE 与 MAE 值越小说明预测 RUL 的误差越小,更加吻合轴承的真实 RUL,该值越小其预测精度越好。CRA 越大说明预测轴承的 RUL 越接近真实值。CRA 为 0.92,其余得到 2 种预测模型的结果如表 4 所示。

表 4 训练模型评价指标

Table 4 Training model evaluation metrics

名称	模型训练时间/s	RMSE	MAE
LSTM	267.5	120.68	88.97
GRU	237.3	121.16	91.61

从表 4 以及图 9 可以看出,使用相同结构网络搭建的 GRU 和 LSTM 预测模型,在训练预测精度度以及训练评价指标值上都非常接近,2 种方法得到的预测结果与轴承真实 RUL 也极其吻合,但是 GRU

模型的训练时间优于 LSTM 模型,因此选择 GRU 建立轴承 RUL 预测模型。同时为验证 GRU 层数对预测结果的影响,设置了 3 组实验,每组实验中除 GRU 层数不同,其他的网络结构参数均相同。选择轴承 1-1 的全寿命周期特征数据作为训练数据训练模型,得到 3 组训练结果如表 5 所示。

表 5 优化 GRU 层数评价指标

Table 5 The evaluation metrics of GRU layer optimization

GRU 层数	RMSE	CRA	MAE
1	143.20	0.888	104.76
2	121.16	0.902	91.61
3	170.23	0.867	125.93

根据表 5 预测指标值可知,当 GRU 层在 2 层时 RMSE 与 MAE 最小,CRA 最大,此时模型预测性能最佳,因此本文设置 GRU 层数为 2。

训练完模型后,使用其他轴承的全寿命周期数据来验证模型,不同轴承的预测 RUL 指标如表 6 所示,根据评价指标值可知:未使用迁移学习的预测模型预测泛化能力差,预测结果不理想。为提高预测模型的预测泛化能力,提出使用迁移学习策略:先选择不同轴承正常阶段的数据对模型进行预训练,使模型学习到不同失效轴承的状态知识,然后对退化阶段进行 RUL 预测,最终得到其评价指标如表 7 所示,预测结果如图 9 所示。

表 6 不使用迁移学习预测轴承 RUL 的评价指标

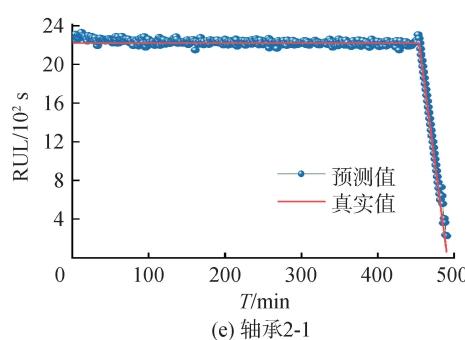
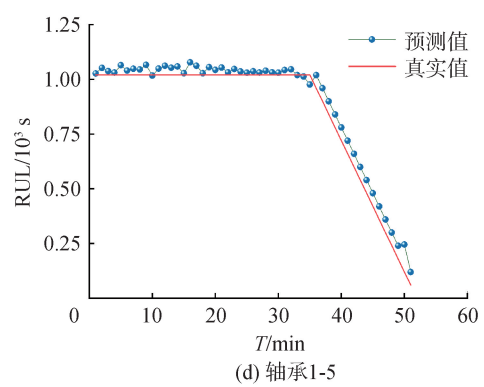
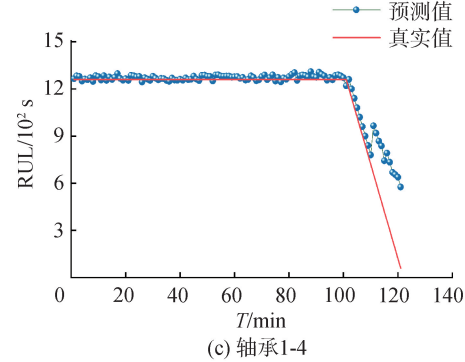
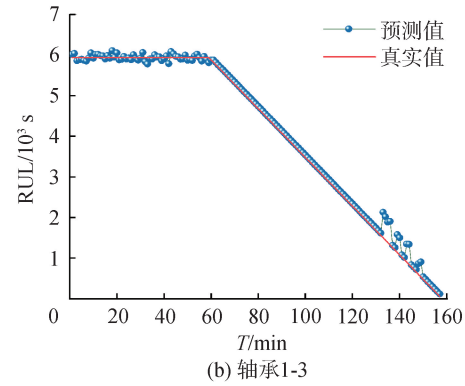
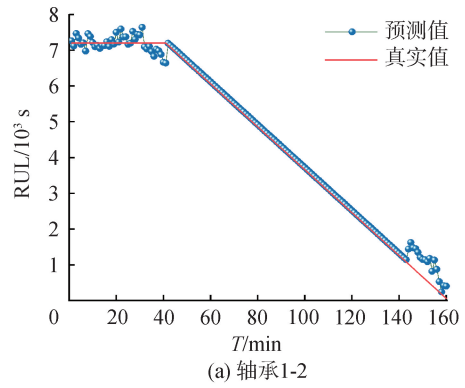
Table 6 Prediction of bearing RUL evaluation metrics without using transfer learning prediction

轴承编号	RMSE	CRA	MAE
轴承 1-2	658.49	0.74	504.65
轴承 1-3	318.01	0.81	265.66
轴承 1-4	128.08	0.78	100.71
轴承 1-5	59.41	0.92	49.39
轴承 2-1	57.56	0.96	47.20
轴承 2-2	416.18	0.85	320.85
轴承 2-3	1 681.61	0.83	1 289.41
轴承 2-4	49.03	0.91	36.41
轴承 2-5	696.22	0.85	549.98

表 7 使用迁移学习预测轴承 RUL 的评价指标

Table 7 Prediction of bearing RUL evaluation metrics using transfer learning prediction

轴承编号	RMSE	CRA	MAE
轴承 1-2	208.90	0.84	134.65
轴承 1-3	138.12	0.94	86.20
轴承 1-4	126.05	0.79	53.68
轴承 1-5	43.52	0.92	36.42
轴承 2-1	39.15	0.97	26.88
轴承 2-2	135.23	0.91	98.26
轴承 2-3	960.19	0.85	353.60
轴承 2-4	35.01	0.91	26.51
轴承 2-5	243.47	0.88	168.92



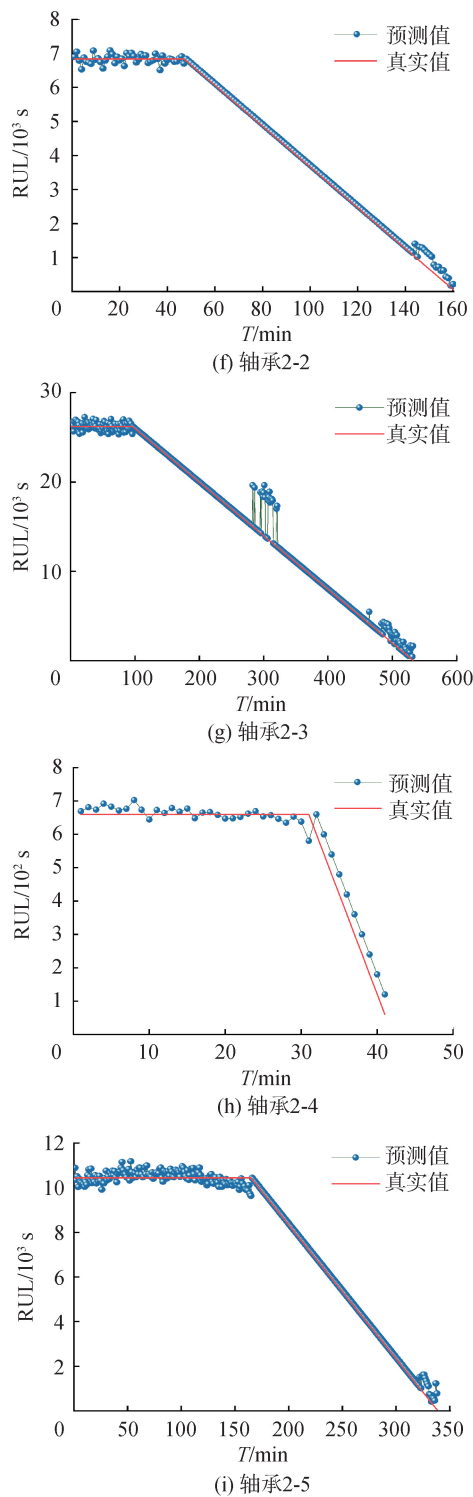


图 9 迁移学习预测轴承的 RUL 结果

Fig. 9 Transfer learning to predict bearings RUL results

根据图 9 可以看出,使用迁移学习策略能够准确的预测出轴承 RUL,其预测 RUL 不仅与实际 RUL 有着相同下降趋势,在 RUL 值上也能够吻合真实值。根据表 7 预测指标分析可得:使用迁移学习的预测模型,其 RMSE 值与 MAE 更小,更加符合实际 RUL,CRA 值也都大于未使用迁移学习的预测结果。经过计算,迁移学习优化的预测模型 RMSE 值提升范围为 2.30~449.59,CRA 值提升范围为 0~

0.13,MAE 值提升范围为 9.90~935。综上可得:使用迁移学习可提高预测模型的稳定性。

### 4 结论

1)本文计算了轴承信号时域特征,频域特征,模糊熵作为预测模型的输入,保证了轴承状态信息量,防止因输入信息量不足导致模型预测精度低。

2)融合能直接反映机械状态信息的峰峰值、绝对均值、方差、均方根值作为退化指标。并结合“ $3\sigma$ ”准则对轴承的状态进行了阶段划分,减少了模型数据的计算量,提升了模型的预测性能。

3)经过迁移学习改进的预测模型,预测 RUL 平均 RMSE 从原来的 451.62 减小到 214.40,平均 MAE 从 295.51 减小到了 94.50,平均 CRA 从 0.77 提高到了 0.80。不仅提高了预测准确率,也提高了预测 RUL 的稳定性,使预测的 RUL 值更吻合轴承真实的 RUL。

### 参考文献:

- [1] BAI Ruxue, XU Quansheng, MENG Zong, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on multi-channel convolution neural network and multi-scale clipping fusion data augmentation[J]. Measurement, 2021, 184: 109885.
- [2] YANG Boyuan, LIU Ruonan, ZIO E. Remaining useful life prediction based on a double-convolutional neural network architecture[J]. IEEE transactions on industrial electronics, 2019, 66(12): 9521-9530.
- [3] LEE J, WU Fangji, ZHAO Wenyu, et al. Prognostics and health management design for rotary machinery systems—Reviews, methodology and applications [J]. Mechanical systems and signal processing, 2014, 42(1/2): 314-334.
- [4] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521: 436-444.
- [5] BABU G S, ZHAO Peilin, LI Xiaoli. Deep convolutional neural network based regression approach for estimation of remaining useful life[C]//International Conference on Database Systems for Advanced Applications. Cham: Springer, 2016, 9642: 214-228.
- [6] DING Hua, YANG Liangliang, CHENG Zeyin, et al. A remaining useful life prediction method for bearing based on deep neural networks [J]. Measurement, 2021, 172: 108878.
- [7] CHEN Zheng, ZHAO Hongqian, ZHANG Yuanjian, et al. State of health estimation for lithium-ion batteries based on temperature prediction and gated recurrent unit neural network[J]. Journal of power sources, 2022, 521: 230892.
- [8] ANSARI M S, BARTOŠ V, LEE B. GRU-based deep learning approach for network intrusion alert prediction [J]. Future generation computer systems, 2022, 128: 235-247.
- [9] TONG Sheng, YANG Jie, ZONG Haohua. A prediction model for complex equipment remaining useful life using gated recurrent unit complex networks[J]. Enterprise in-

- formation systems, 2023, 17(5): 2008515.
- [10] 杨泗智, 龚春林, 谷良贤. 一种基于磁传感器的高旋火箭弹滚转角测量方法[J]. 中国惯性技术学报, 2019, 27(4): 481-485.  
YANG Sizhi, GONG Chunlin, GU Liangxian. Roll angle measurement method for high-rotation rocket based on magnetic sensor[J]. Journal of Chinese inertial technology, 2019, 27(4): 481-485.
- [11] 赵柄锡, 冀大伟, 袁奇, 等. 采用时域与时频域联合特征空间的转子系统碰磨故障诊断[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(1): 75-84.  
ZHAO Bingxi, JI Dawei, YUAN Qi, et al. Rubbing fault diagnosis of rotor system based on combined feature space in time and time-frequency domains[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(1): 75-84.
- [12] 何青, 褚东亮, 毛新华. 基于 EEMD 和 MFFOA-SVM 滚动轴承故障诊断[J]. 中国机械工程, 2016, 27(9): 1191-1197.  
HE Qing, CHU Dongliang, MAO Xinhua. Study on rolling bearing fault diagnosis based on EEMD and mffoa-svm[J]. China mechanical engineering, 2016, 27(9): 1191-1197.
- [13] 陈剑, 蔡坤奇, 陶善勇, 等. 基于 IITD 模糊熵与随机森林的滚动轴承故障诊断方法[J]. 计量学报, 2021, 42(6): 774-779.  
CHEN Jian, CAI Kunqi, TAO Shanyong, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on IITD fuzzy entropy and random forest [J]. Acta metrologica sinica, 2021, 42(6): 774-779.
- [14] 刘守道. 大型车用柴油机智能故障诊断及寿命预测方法的研究[D]. 北京: 石油大学, 2001.  
LIU Shoudao. intelligent faults diagnosis and life prediction research for large power vehicle diesel engine [D]. Beijing: China University of Petroleum, 2001.
- [15] ZHAO Yuyu, WANG Yuxiao. Remaining useful life prediction for multi-sensor systems using a novel end-to-end deep-learning method [J]. Measurement, 2021, 182: 109685.
- [16] BUSARI G A, LIM D H. Crude oil price prediction: a comparison between AdaBoost-LSTM and AdaBoost-GRU for improving forecasting performance [J]. Computers & chemical engineering, 2021, 155: 107513.
- [17] 庄福振, 罗平, 何清, 等. 迁移学习研究进展[J]. 软件学报, 2015, 26(1): 26-39.  
ZHUANG Fuzhen, LUO Ping, HE Qing, et al. Survey on transfer learning research[J]. Journal of software, 2015, 26(1): 26-39.
- [18] DING Ning, LI Hulin, YIN Zhongwei, et al. Journal bearing seizure degradation assessment and remaining useful life prediction based on long short-term memory neural network[J]. Measurement, 2020, 166: 108215.
- [19] ZENG Fuchuan, LI Yiming, JIANG Yuhang, et al. An online transfer learning-based remaining useful life prediction method of ball bearings [J]. Measurement, 2021, 176: 109201.

### 本文引用格式:

- 姜苗, 向阳, 魏建红. 基于迁移学习的滚动轴承剩余使用寿命预测[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2024, 45(4): 665-673.  
JIANG Miao, XIANG Yang, WEI Jianhong. Prediction of the remaining service life of a rolling bearing based on transfer learning[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2024, 45(4): 665-673.