

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104050

基于深度置信网络的轴承剩余使用寿命预测*

冯兆熙¹ 邱度金² 孔令驹¹ 孙成¹ 邓耀华^{1,3}

(1. 广东工业大学 机电工程学院 广州 510006; 2. 惠州市华阳多媒体电子有限公司 惠州 441300;

3. 佛山世科智能有限公司 佛山 528200)

摘要:针对精密电子、塑形成型等高速高精加工过程滚动轴承的剩余使用寿命预测建模中存在样本少、标注难度大等问题,引入深度置信网络,融合无监督与有监督微调学习方法开展滚动轴承剩余使用寿命预测研究。将滚动轴承的振动数据特征作为输入、剩余使用寿命作为输出,以能量函数量化特征准确性的概率分布作为基本组成部件,部件的上一层特征输出作为下一层的输入,将多个这样的部件首尾相接,构建滚动轴承剩余使用寿命预测模型。通过原始数据的无监督预训练得到模型中各个单元的初始参数,然后利用剩余使用寿命标签数据进行模型的有监督微调,进一步提高模型预测的准确性。实验结果表明,所提出的方法能够对滚动轴承的剩余使用寿命进行预测,与支持向量回归(SVR)和主成分分析-深度置信网络(PCA-DBN)方法进行比较,预测误差分别减少28.48%、5.57%,该方法在现场预测方面,具有更高的预测准确度,而且本方法还能减少对专家知识的依赖,模型的泛化能力更强。

关键词: 剩余使用寿命预测;深度置信网络;特征自提取;能量概率模型

中图分类号: TH133.3; TN05 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

Remaining useful life prediction of bearing based on deep belief network

Feng Zhaoxi¹ Qiu Dujin² Kong Lingju¹ Sun Cheng¹ Deng Yaohua^{1,3}

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Huizhou Huayang Multimedia Electronics Co., Ltd, Huizhou 441300, China;

3. Foshan Shike Intelligent Co., Ltd, Foshan 528200, China)

Abstract: Aiming at the problems of few samples and difficult labeling in the remaining useful life prediction modeling of rolling bearings in high-speed and high-precision machining processes such as precision electronics and plastic shaping, this paper introduces the deep belief network that integrates the unsupervised and supervised fine-tuning learning methods to carry out the research on the prediction of the residual service life of rolling bearings. The vibration data features of rolling bearing are taken as input and the remaining useful life as output. The probability distribution of features accuracy quantified by energy function is taken as the basic component, and the feature output of the previous layer of the components is taken as the input of the next layer. The remaining useful life prediction model of rolling bearing is constructed by connecting multiple such components head to tail. The initial parameters of each unit in the model are obtained by unsupervised pre training of the original data, then the supervised fine-tuning of the model is carried out by using the remaining useful life label data to further improve the accuracy of the model prediction. The experimental results show that the method proposed in this paper can predict the remaining service life of rolling bearing. Compared with SVR and PCA-DBN, the prediction error is reduced by 28.48% and 5.57% respectively. This method has higher prediction accuracy in field prediction, and it can reduce the dependence on expert knowledge as well as improve generalization ability.

Keywords: remaining useful life prediction; deep belief network; feature self-extraction; energy probability model

0 引言

在精密电子、塑形成型等高速高效制造场合,制造设备运行工况、环境尤为复杂,设备的关键核心部件,如滚动轴承若开始退化则发生直接故障可能会造成产品良品率下降甚至停机维修。因此,对滚动轴承这一类的关键部件的剩余使用寿命进行有效的评估显得极其重要^[1]。目前对滚动轴承的剩余使用寿命预测的方法多半是对滚动轴承振动时域特征提取后,然后通过退化模型、机器学习等方法^[2-3]进行预测。文献[4]用均方根对原始振动数据进行特征提取然后使用经天牛须搜索算法优化的分数布朗运动模型预测轴承剩余使用寿命;文献[5]采用滑移平均处理后的数据进行特征提取,然后使用支持向量回归(SVR)进行剩余寿命预测;文献[6]利用主成分分析(PCA)对时域高维特征集进行降维,输入至由粒子群(PSO)优化的支持向量机(SVM)中,完成退化趋势预测;文献[7]利用 PCA 方法对从原始振动数据进行降维,输入深度置信网络(DBN)进行轴承故障诊断;文献[8]从原始数据中提取特征用于训练隐马尔可夫模型表示不同健康状态,利用 LSSVR 预测特征的趋势,根据每个隐马尔可夫模型的概率能够预测剩余使用寿命;文献[9]采用 PCA 多个振动信号提取得到的特征指标,消除特征间的冗余和相关性,构造出相对多特征的退化特征量,将退化特征量输入 SVM 模型中进行轴承剩余寿命预测。

分析已有文献可知,目前的方法在提取数据过程中,要得到合适的特征,既需要一定的经验和专业知识,也需要大量的精力进行筛选融合,在面对海量无标签的状态监测数据时这类方法显得捉襟见肘。鉴于此,本文提出基于深度置信网络的设备剩余使用寿命预测方法。深度置信网络具有特征自学习的优点,适合无标签数据学习,从而可减少实际制造场合特征提取、筛选与融合等过程对专家知识过度依赖,并提高预测的准确性和模型的系统泛化能力。本文内容包括:基于深度置信网络设备剩余使用寿命预测框架、以轴承为例的剩余使用寿命深度置信网络预测模型构建、剩余使用寿命预测模型验证以及用轴承退化数据集进行验证。

1 基于 DBN 的轴承剩余使用寿命预测模型框架

本文提出一种基于 DBN 的轴承剩余使用寿命预测模型,图 1 所示为设备剩余使用寿命预测模型的框架。模型采用一种以能量函数量化特征准确性的概率分布模型作为深度置信网络的基本组成部件,将多个这样的部

件首尾相接,上一层的特征输出作为下一层的输入,逐层分解输入的复杂数据,最终得到设备剩余使用寿命的结果。

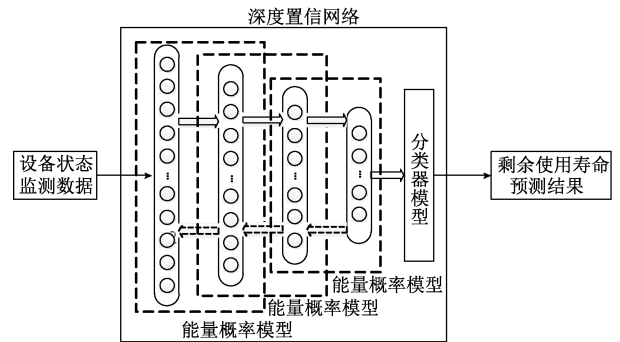


图 1 基于深度置信网络的轴承剩余使用寿命预测模型框架
Fig. 1 Framework of bearing remaining useful life prediction model based on deep belief network

要使网络得到特征自提取能力以及剩余寿命预测能力,需要对模型进行在训练集上无监督预训练以及有监督微调,获得网络各参数的最优值。模型完成训练后,直接向模型输入设备状态监测数据就能得到设备剩余使用寿命的预测。

2 剩余使用寿命 DBN 预测模型构建

轴承的振动信号通常会受到各种工况和背景噪声的影响,导致振动信号十分复杂,变得越来越多样化和非线性^[10]。传统方法从这些振动信号中无法直接获得更多的故障信息,浅层模型难以表征大数据情况下信号与剩余寿命之间复杂的映射关系。本文采用深度置信网络挖掘轴承振动数据的深度特征^[11-12],并通过模型建立振动数据特征与寿命之间映射关系,从而实现剩余使用寿命的预测。

面对服从高斯分布的轴承振动信号序列输入,模型中使用含高斯噪声的线性输入单元来处理连续数据,同时使用了 ReLU 单元^[13-15]增强模型的非线性。以下通过无监督以及有监督方法逐层训练模型,将模型训练为适应轴承振动数据的剩余使用寿命预测模型。

2.1 无监督预训练

概率分布模型从输入单元接收输入数据,并通过一定的映射关系将值传递到特征单元,然后用特征单元重构输入单元。在训练中通过一定的更新规则,使输入单元和重构输入单元之间的差异足够小,即可认为特征单元是输入单元的另外一种表达,因此特征单元可以作为输入单元的特征提取结果,从而达到了特征自提取的目的。

特征提取能力主要在于比较重构输入单元和原始的输入单元之间的差异。为了量化两者之间的差异,在模

型中引入了能量函数。在特定的参数条件下,该能量函数的定义式如下:

$$E(v, h | \theta) = \sum_i \frac{(v_i - a_i)^2}{2\sigma_i^2} - \sum_j b_j h_j - \sum_i \sum_j \frac{v_i}{\sigma_i^2} h_j w_{ij} \quad (1)$$

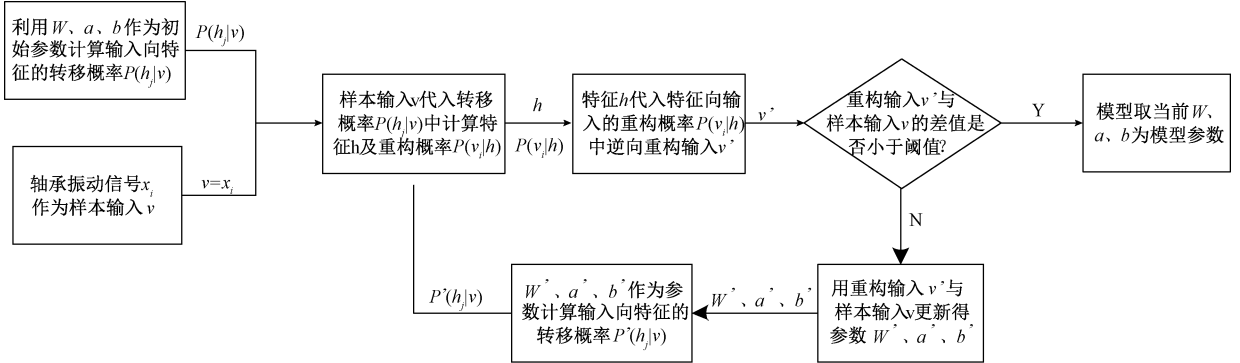


图 2 单层无监督训练过程

Fig. 2 Single layer unsupervised training process

基于能量函数,得到单元在状态 $(v, h | \theta)$ 下的概率分布为 $P(v, h | \theta)$:

$$P(v, h | \theta) = \frac{e^{-E(v, h | \theta)}}{Z} \quad (2)$$

式中: $Z(\theta)$ 是归一化因子,可通过对输入单元和特征单元中的各个单元的能量状态求和得到:

$$Z(\theta) = \sum_{v, h} e^{-E(v, h | \theta)} \quad (3)$$

通过对特征单元所有状态 $P(v, h)$ 求和,得到输入单元的概率分布为 $P(v)$:

$$P(v | \theta) = \frac{\sum_h e^{-E(v, h | \theta)}}{Z(\theta)} \quad (4)$$

由式(4)可得到条件分布 $P(h | v)$:

$$P(h | v) = \frac{P(v, h | \theta)}{P(v | \theta)} = \frac{1}{Z'(\theta)} \prod_j \exp \left\{ \sum_j b_j h_j + \sum_i \sum_j \frac{v_i}{\sigma_i^2} h_j w_{ij} \right\}$$

$$\frac{1}{Z'(\theta)} = \frac{1}{P(v)} \frac{1}{Z(\theta)} \exp \left\{ - \sum_i \frac{(v_i - a_i)^2}{2\sigma_i^2} \right\} \quad (5)$$

模型中采用 ReLU 单元作为特征单元,不仅能有更稀疏的表示,更能获得比其他单元更快的训练速度,提高了模型性能。给定输入单元时,模型中各个特征单元之间是独立的,因此给定输入序列 v 向第 j 个特征单元的转移概率为:

$$P(h_j = 1 | v) = \max(0, b_j + \sum_i W_{ij} \frac{v_i}{\sigma_i^2}) \quad (6)$$

特征单元的重构过程就是通过特征经一定的解码过程得到相应的输入。与转移概率类似地,给定特征单元

式: σ_i 为该单元所带高斯噪声的标准方差向量。上述能量函数的值越小,对应单元就越趋于稳定;当能量函数趋于最小值时,就可以认为隐含层得到的数据向量是原始输入向量的高层次特征表达^[16-17],训练过程如图 2 所示。

重构输入的条件概率为:

$$P(v_i = 1 | h) = N(x | a_i + \sum_j W_{ij} h_j, \sigma_i^2) \quad (7)$$

为了减小输入单元和重构输入单元之间的差异,通过特征重构所得的数据与训练样本数据的运算,可以得到模型各参数的更新规则:

$$\begin{aligned} W'_{ij} &= W_{ij} + \eta \left(\left\langle \frac{v_i}{\sigma_i^2} h_j \right\rangle_{data} - \left\langle \frac{v_i}{\sigma_i^2} h_j \right\rangle_{model} \right) \\ a'_i &= a_i + \eta \left(\left\langle \frac{v_i}{\sigma_i^2} \right\rangle_{data} - \left\langle \frac{v_i}{\sigma_i^2} \right\rangle_{model} \right) \\ b'_j &= b_j + \eta \left(\left\langle h_j \right\rangle_{data} - \left\langle h_j \right\rangle_{model} \right) \end{aligned} \quad (8)$$

根据这些更新规则得到的参数能使特征向量映射到不同特征空间,使网络尽可能多地保留原始输入数据的特征信息。同时,预训练能够防止网络在有监督微调中发生过拟合,收敛到局部最小。每一次网络根据参数更新规则前都会根据将重构输入数据与样本数据的差值,与预先设定好的阈值进行比较,若差值大于阈值,则利用当前参数计算转移概率、重构概率,进行下一次的参数更新;否则,终止过程,采用当前参数。

通过上述方法逐层训练深度置信网络的每一层,直到到达模型的分层预测的前一层,即完成预训练。深度置信网络经过预训练后,能够通过多层的特征提取从原始数据中提取出根据数据深层相关性所得的特征集。

2.2 有监督微调

完成无监督预训练后,网络中各个单元都得到了能够有效提取特征的初始参数。但要网络具备剩余寿命预测能力,仍需要利用训练集对应的剩余寿命标签进行有监督微调,使模型能够得到更为准确的预测结果。

模型最后一层设置为分类器模型,将特征集作为输入特征向量。完成对原始输入数据的特征提取得到特征集后,通过在模型的最顶层添加标签数据,对模型进行有监督训练,即用所得的预测结果与标签数据进行比较,根据误差函数的数值进行有监督微调。记 y_i 是样本剩余寿命标签, y'_i 记为模型分类预测得到的剩余寿命标签,误差函数为:

$$L = \frac{1}{2} \sum_i (y'_i - y_i)^2 \quad (9)$$

通过对模型进行有监督训练将进一步减少训练误差,提高模型的准确率。训练后的预测模型通过一系列训练好的权值与阈值,建立了对于特征集与寿命标签之间的联想记忆和预测能力。在实际应用中,输入了特征自提取所得的特征集后,此预测模型能够根据训练好的联想记忆,预测得出剩余寿命值。

3 模型验证与测试实验

3.1 数据集描述及模型初始参数

本部分实验使用来自 IEEE PHM 2012 Data Challenge^[18] 的轴承退化数据集。本数据集在 PRONOSTIA 平台上采集。平台为了加速轴承的退化,采用可控转速的径向加载力,两个相互垂直的加速传感器安装在试验轴承的关键位置。本实验采用数据集中运行状态为 4 000 N 负载和 1 800 r/min 转速共 7 组数据。

数据集采样频率为 25.6 kHz,每个样本持续时间为 0.1 s,即每个样本包含 2 560 个数据点,样本采样间隔为 10 s。每条训练样本 $\{(x_i, y_i)\}$ 中, x_i 为第 i 次采集到的振动加速数据,即 0.1 s 内传感器采集的数据(共 2 560 个数据点), y_i 为该次采集时所对应的剩余寿命标签,即当前时刻与失效时刻间的时间与起始时刻和失效时刻间的时间的比值。如本实验所采用的数据集中轴承 1 共有 2 803 个样本,即其使用寿命为 28 030 s。当该轴承运行到第 1 500 个样本时,其剩余寿命为 13 030 s,则该样本的标签 y_{1500} 为 0.464 859。图 3 所示为原始振动信号。

测试中为了防止平台损坏,一旦采集到的信号幅度超过预先设定的阈值即认为轴承失效,停止测试。这个轴承退化数据集由于训练数据少且实验时长高变(训练时长在 1~7 h),因此对预测模型提出了更高的要求。

本实验中针对轴承数据集的数据特点,深度置信网络寿命预测模型的节点数设为 2560-500-20-1,以正态随机分布初始化模型的权重,阈值初始化为 0,组成网络的概率分布模型最大迭代次数为 100,初始学习率设置为 0.005,dropout 值设为 0.1。针对深度置信网络的特性,模型中加入逐层递减学习率的机制,随着迭代次数的增加也会对学习率进行等步长的衰减,使训练初期的学习

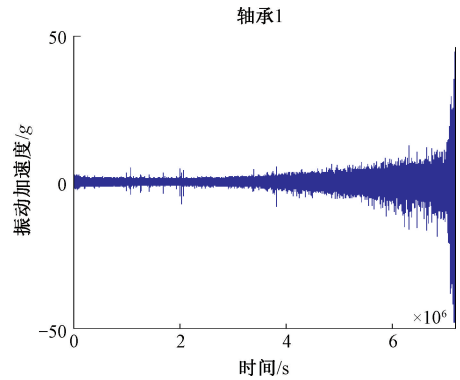


图3 原始振动信号

Fig. 3 Raw vibration signal

率相对大一些,使网络迅速收敛;在训练后期学习率变小,网络能更好地收敛到最优解。

3.2 剩余使用寿命预测模型验证

剩余使用寿命预测模型的训练过程保证了模型在训练集上的精度能达到一定标准,使模型足够拟合训练集。但如果只对模型在训练集上的精度做出要求,尽管进行了预训练,模型仍可能会出现过拟合现象,不能保证模型能够在真实数据上得到准确的预测结果。为了防止模型在训练集上过拟合,本文采用留一验证文献[19]的方法验证剩余使用寿命预测模型。

假设原始数据有 N 个样本集,则会进行 N 次交叉验证。每个样本集单独作为验证集,其余 $N-1$ 个样本集作为训练集,通过 N 次验证最终会得到 N 个模型。将 N 个模型在各自验证集上的泛化误差作为模型的性能指标,对比之下选择泛化性能最好的模型,防止模型发生过拟合。每个模型在验证集上的泛化误差为:

$$G = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(y'_i - y_i)^2 + var(y)] \quad (10)$$

式中: $var(y)$ 为该模型在验证集上的方差; $(y'_i - y_i)$ 也称为该模型在验证集上的偏差。为了取得优良的泛化性能,应该让偏差尽量小,使模型能充分拟合训练集;方差尽量小,数据扰动产生的影响也比较小。泛化误差是描述这种要求的理想指标。每一次交叉验证中,几乎所有的样本集都会用于模型的训练,因此模型十分接近原始数据样本的分布,没有随机因素影响验证过程,所得的评估结果比较可靠。经验证后,本实验根据验证结果选择轴承 3 的数据作为测试集,其余 6 组轴承数据作为训练集训练本文提出的模型。

3.3 测试实验结果

基于寿命预测模型验证的泛化性能指标,将轴承 1、2、4、5、6、7 的振动数据和标签叠加组成训练集对模型进行训练;轴承 3 的数据作为测试集,通过模型在测试集上得出的预测结果与轴承 3 的样本标签的对比,得模型的预测精度。模型得到的剩余寿命预测结果如图 4 所示。

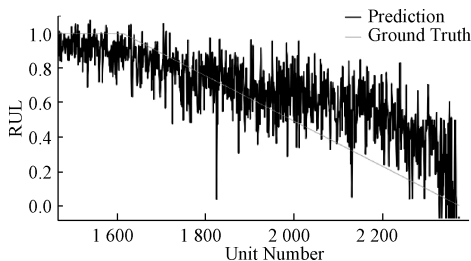


图 4 降噪前的剩余使用寿命预测

Fig. 4 Remaining useful life prediction before noise reduction

从图 4 可以看出,预测结果整体波动显著,某些相邻时刻的预测值相差很大,导致预测误差较大。为了减少预测误差,提高预测准确率,实验中对模型的输出进行加权平均降噪^[20]。降噪后的预测结果如图 5 所示,可以观察到预测数据的波动明显减小,降噪后的预测值曲线更加贴近实际剩余使用寿命线,降噪前预测误差较大的预测点预测误差均有一定幅度的减少。

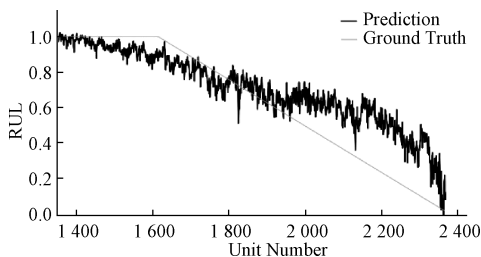


图 5 降噪后的剩余使用寿命预测

Fig. 5 Remaining useful life prediction after noise reduction

3.4 结果分析

将本文提出的方法与传统的 SVR、使用 PCA 进行特征预处理的 PCA-DBN 方法的预测结果进行对比。SVR 方法的性能退化特征选用均方根和峭度,默认核函数为径向基核函数,惩罚因子 C 和径向基宽度 γ 进行反复比对测试,最终得 $C=63.4$ 、 $\gamma=0.00401$; PCA-DBN 方法选取平均值、峰值、方根幅值、有效值、裕度因子、峰值因子、波形因子等指标参数,从 7 维特征参数矩阵中利用 PCA 算法对数据降低到 4 维,输入包含 4 个输入节点、1 个输出节点,5 层每层 10 个神经元的 DBN 网络,学习率设为 0.01。3 种方法均使用相同的训练集与测试集。首先用训练集训练各个模型,然后用测试集得到各个模型的输出,然后进行加权平均降噪,得到最后的预测结果。各个模型的最终结果如图 6、7 所示。

由图 6、7 可以看出,本文方法与其他两种方法对比,在预测精度上有一定的优势,本文方法预测值更接近实际剩余寿命。为了表示模型预测错误样本的偏差程度,本文引入了均方根误差 (RMSE) 指标作为损失函数来评估模型在剩余寿命预测上的性能,其数学表达式如下:

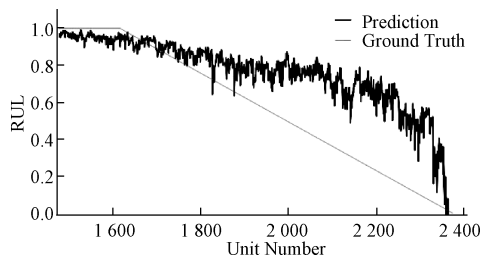


图 6 PCA-DBN 的剩余寿命预测

Fig. 6 Remaining useful life prediction by PCA-DBN

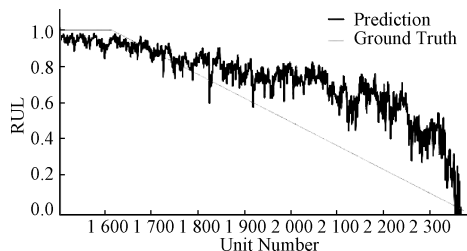


图 7 SVR 的剩余寿命预测

Fig. 7 Remaining useful life prediction by SVR

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

式中: n 为样本数; y_i 和 \hat{y}_i 分别表示真实值和预测值。

3 种模型的 RMSE 值如表 1 所示。

表 1 三种模型 RMSE 值

Table 1 RMSE values of three models

SVR	PCA-DBN	本文方法
0.140 45	0.115 39	0.109 31

从表 1 统计可以看出,本文方法比 SVR 方法的 RMSE 值减少了 28.48%; 比 PCA-DBN 方法降低了 5.57%。

4 结论

本文引入 DBN 构建了轴承剩余使用寿命预测模型,基于能量概率模型的多层堆叠对数据进行特征自提取,并利用有监督的微调实现了剩余使用寿命的预测。用轴承退化数据集进行实验,实验结果表明,本文方法能够对轴承的剩余使用寿命进行准确预测,预测结果的 RMSE 值达到 0.109 31,预测误差比 SVR、PCA-DBN 方法分别减少 28.48%、5.57%,该方法在特征提取过程对专家知识的依赖少,能对无标签数据进行学习,模型的泛化能力得到提升。

参考文献

[1] 吴春志,冯辅周,吴守军,等. 深度学习在旋转机械设备故障诊断中的应用研究综述[J]. 噪声与振动控制, 2019, 39(5): 7-13.

- WU CH ZH, FENG F ZH, WU SH J, et al. Review on the application of deep learning in fault diagnosis of rotating machinery [J]. *Noise and Vibration Control*, 2019, 39 (5): 7-13.
- [2] 薛嫣, 朱静, 翟怡萌, 等. 基于 LSTM 的风机滚动轴承剩余寿命预测研究 [J]. *工业控制计算机*, 2020, 33(6): 108-110.
- XUE Y, ZHU J, ZHAI Y M, et al. Residual life prediction of fan rolling bearing based on LSTM [J]. *Industrial Control Computer*, 2020, 33(6): 108-110.
- [3] DENG Y, ZHOU N, LIU X, et al. Research on fault diagnosis of flexible material R2R manufacturing system based on quality control chart and SoV[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018, DOI: 10.1155/2018/6350380.
- [4] 陈潇贤, 宋万清. 基于 BAS-FBM 的滚动轴承剩余寿命预测 [J]. *噪声与振动控制*, 2020, 40(6): 102-106.
- CHEN X X, SONG W Q. Prediction of rolling bearing residual life based on bas-fbm [J]. *Noise and Vibration Control*, 2020, 40 (6): 102-106.
- [5] 叶立强. 基于 SVR 的滚动轴承剩余使用寿命预测方法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2017.
- YE L Q. Research on prediction method of rolling bearing residual service life based on SVR [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2017.
- [6] 戴邵武, 陈强强, 丁宇. 基于时域特征的滚动轴承寿命预测 [J]. *计算机测量与控制*, 2019, 27 (10): 60-63.
- DAI SH W, CHEN Q Q, DING Y. Life prediction of rolling bearing based on time domain characteristics [J]. *Computer Measurement and Control*, 2019, 27 (10): 60-63.
- [7] LI H P, QI Z L, HU J P, et al. Research on the method of rotary machinery fault diagnosis based on PCA and DBN[J]. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 2021, 1043(2): 022044.
- [8] LIU Z, LI Q, MU C. A Hybrid LSSVR-HMM Based Prognostics Approach [J]. *Sensors*, 2013, 13 (5): 5542-5560.
- [9] 马海龙. 基于主元特征融合和 SVM 的轴承剩余寿命预测 [J]. *工矿自动化*, 2019, 45(8): 74-78.
- MA H L. Prediction of bearing residual life based on principal component feature fusion and SVM [J]. *Automation of Industry and Mining*, 2019, 45 (8): 74-78.
- [10] MIAO Q, CONG L, PECHT M. Identification of multiple characteristic components with high accuracy and resolution using the zoom interpolated discrete Fourier transform [J]. *Measurement Science & Technology*, 2011, 22(5): 055701.
- [11] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. *Science*, 2006, 313(5786): 504-50.
- [12] BENGIO Y O. Learning deep architectures for AI [Z]. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2009.
- [13] NAIR V, HINTON G E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines vinod nair [C]. *International Conference on International Conference on Machine Learning*, 2010.
- [14] GLOROT X, BORDES A, BENGION Y. Deep sparse rectifier neural networks [C]. *Proceedings of the 14th International Conference on Artificial intelligence and Statistics (AISTATS)*, 2011: 315-323.
- [15] ZEILER M D, RANZATO M, MONGA R, et al. On rectified linear units for speech processing [C]. *IEEE International Conference on Acoustics*, 2013.
- [16] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.
- [17] HINTON G E. *A Practical Guide to Training Restricted Boltzmann Machines* [J]. Berlin Heidelberg: Springer, 2012.
- [18] NECTOUX P, GOURICEAU R, MEDJAHER K, et al. PRONOSTIA: An experimental platform for bearings accelerated degradation tests [C]. *IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, PHM'12.*, 2012.
- [19] MAGNUSSON M, ANDERSEN M R, JONASSON J, et al. Bayesian leave-one-out cross-validation for large data [C]. *Thirty-sixth International Conference on Machine Learning*, 2019.
- [20] 张继冬, 邹益胜, 邓佳林, 等. 基于全卷积层神经网络的轴承剩余寿命预测 [J]. *中国机械工程*, 2019, 30(18): 2231-2235.
- ZHANG J, ZOU Y, DENG J, et al. Prediction of bearing residual life based on fully convoluted neural network [J]. *China Mechanical Engineering*, 2019, 30 (18): 2231-2235.

作者简介



冯兆熙, 2018 年于广州大学获得学士学位, 现为广东工业大学硕士研究生, 主要研究方向为工业人工智能与设备预测性维护。

E-mail: fungsiuha@163.com

Feng Zhaoxi received his B. Sc. degree from Guangzhou University in 2018. He is now a M. Sc. candidate at Guangdong University of Technology. His main research interests include industrial artificial intelligence and predictive maintenance of equipment.