

基于全卷积变分自编码网络 FCVAE 的轴承剩余寿命预测方法

张继冬, 邹益胜, 蒋雨良, 曾大毅

(西南交通大学 机械工程学院 成都 610031)

摘 要: 由于制造工艺、运行环境等的影响,同型号轴承的使用寿命往往存在较大的个体差异性。在轴承剩余寿命预测中,如果从信号中提取的特征的泛化能力不足,将导致模型预测结果稳定性较差。为此,提出一种基于全卷积变分自编码网络(FCVAE)的轴承的剩余寿命预测方法。该方法用全卷积神经网络(FCNN)改进变分自编码器(VAE),在降低网络复杂度的同时强化所提取特征的泛化能力,并利用频域信号作为模型输入,以进一步降低特征学习的难度,同时设计加权平均方法平滑预测结果。通过试验数据集对所提方法进行验证,结果表明:该方法预测结果的平均误差相比于传统支持向量回归(SVR)降低了 64%,比卷积神经网络(CNN)降低 45.5%,比 VAE 降低 47.5%。

关键词: 全卷积变分自编码; 轴承; 特征提取; 剩余寿命预测

中图分类号: TH17

文献标志码: A

DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2020.19.003

Prediction method for bearing residual life based on a FCVAE network

ZHANG Jidong, ZOU Yisheng, JIANG Yuliang, ZENG Dayi

(School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Due to influences of manufacturing technology and working condition, service lives of the same type bearings often have great individual difference. If the generalization ability of features extracted in signals is insufficient, the stability of bearing residual life prediction results is poorer. Here, a feature extraction method based on a fully convolutional variational auto-encoder (FCVAE) network was proposed for bearing residual life prediction. In this method, the fully convolutional neural network (FCNN) was used to improve the variational auto-encoder (VAE), reduce the network complexity and strengthen the generalization ability of features extracted. Frequency domain signals were taken as model input to further reduce difficulty of feature learning. At the same time, a weighted average method was designed to smooth the predicted results. Multi-condition test data were used to verify the effectiveness of the proposed method. Results showed that compared with traditional support vector regression (SVR), the average error of prediction results with the proposed method reduces 64%; compared to the convolutional neural network (CNN) and VAE, it reduces 45.5% and 47.5%, respectively.

Key words: fully convolutional variational auto-encoder (FCVAE); bearings; feature extraction; residual life prediction

轴承剩余寿命预测对于机械设备的视情维修有重要意义。精确预测出轴承的剩余使用寿命不仅可以排除安全隐患,也能提高机械设备使用过程中的经济性。目前,由于传感器技术的发展,轴承运行过程中可采集到大量的数据,利用这些数据来判断轴承的性能状态以及剩余寿命,是时下研究的热点。

基于数据驱动的轴承剩余寿命预测主要有两个步骤^[1]: ① 从采集信号中提取特征,用提取的具有趋势性

的特征来表征轴承性能退化的过程; ② 构建预测模型,使用传统机器学习或是深度学习的方法,利用其拟合能力建立特征与剩余寿命间的关系。针对特征提取方法的研究,传统的方法是计算信号的统计特征如均方根和峭度等^[2],以及构造一些新的统计特征,如李洪儒等^[3]引入二元多尺度熵作为预测轴承剩余寿命的特征。近年来,越来越多的深度学习方法被用于轴承剩余寿命预测的特征提取,如余道明等^[4]使用深度自编码网络,赵光权等^[5]使用降噪自编码网络对信号进行无监督的特征提取。在预测模型研究方面,Cheng 等^[6]使用粒子滤波方法预测风力发电机轴承的寿命,文娟等^[7]使用无迹粒子滤波、陈法法等^[8]使用小波支持向

基金项目: 国家重点研发计划(2017YFB1201201-06)

收稿日期: 2019-06-19 修改稿收到日期: 2019-08-01

第一作者 张继冬 男 硕士生,1994 年生

通信作者 邹益胜 男 博士 副研究员,1980 年生

量机、张星辉等^[9]使用贝叶斯信念网络、Zhu等^[10]使用多尺度卷积神经网络、Li等^[11]使用循环神经网络作为预测模型,预测实验室轴承的剩余寿命。

目前的研究侧重于尝试或改进新的方法,以提高轴承剩余寿命预测精度,很多改进在某些轴承的预测结果上效果良好,但面对多个不同轴承时,预测结果不稳定。造成这一泛化能力不足的原因:①轴承个体由于工艺材料以及使用工况变化引起的个体差异性;②由于与轴承较大的寿命分布区间相比,当前的实验数据样本集仍然偏小。这两点造成了预测方法在面对同种型号的不同轴承个体时,其预测结果的稳定性得不到保证。所以针对轴承剩余寿命预测问题时,所提取的特征需要对工况等变化因素不敏感。并且由于目前的样本集较小,构建的特征提取模型和预测模型都需要在复杂度低的同时保证预测精度。

针对上述问题,提出一种基于全卷积变分自编码网络(FCVAE)的轴承剩余寿命预测方法。传统的变分自编码中使用全连接层作为隐藏层,学习能力不足且需要训练优化的参数较多,FCVAE利用全卷积神经网络(FCNN)改进变分自编码器(VAE),结合两者优势,利用卷积层良好的学习能力,并对学习到的特征通过变分过程加入噪声,增加自编码过程中解码器重构信号的难度,从而增强模型的学习能力和泛化能力。

1 变分自编码器

变分自编码器是一种基于自编码器的无监督学习方法,自编码器提取特征的原理是通过对输入 x 进行编码得到隐层输出 z ,再将隐层输出输入解码器,利用解码器重构回原始样本 \hat{x} ,通过训练减小重构样本 \hat{x} 与输入样本 x 间的差距,从而获得能表征输入样本本质特性的隐层特征。

变分自编码器作为一种生成模型,其基本结构如图1所示,与自编码器将隐层输出映射到1个向量不同,变分自编码器将隐层输出映射到2个向量,一个向量表示分布的平均值,另一个向量表示分布的标准差,

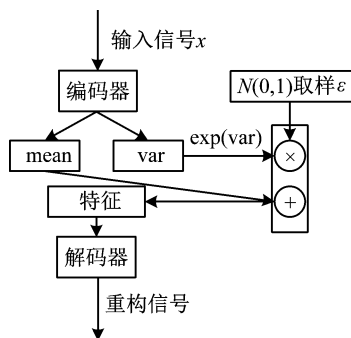


图1 变分自编码器基本结构

Fig. 1 Structure of variational autoencoder

这两个向量服从同一个正态分布。然后从两个向量分别采样,将采样后的数据输入到解码器得到重构信号 \hat{x} 。

变分自编码器背后的关键思想是可以通过最大化与数据点 x 相关联的变分下界 $L(q)$ 来训练^[12],其损失函数如式(1),该损失函数的前部分与其他自编码器的损失函数一样是重构loss损失,后部分则是KL散度。KL散度是衡量两个不同分布的差异,由于KL散度总是非负的,这一项试图使近似后验分布 $q(z|x)$ 和模型先验分布 $P_{\text{model}}(z)$ 彼此接近,只有当两个分布完全相同时才为0。所以最大化 $L(q)$ 则需要后一项最小,整个训练过程就是一个使得后验分布接近先验分布的过程。

$$L(q) =$$

$$E_{z \sim q(z|x)} \lg P_{\text{model}}(x|z) - D_{\text{KL}}(q(z|x) \| P_{\text{model}}(z)) \quad (1)$$

实际使用的变分自编码器通常选择高斯分布作为先验分布。通过假设 $P_{\text{model}}(z)$ 服从 $N(0,1)$, $q(z|x)$ 服从 $N(\mu, \sigma^2)$ 的高斯分布,并且利用重参数化技巧对随机变量 z 重参数化计算损失函数^[13]。

2 基于FCVAE的轴承剩余寿命预测方法

2.1 基于全卷积变分自编码网络的特征提取模型

全卷积变分自编码网络使用卷积层作为网络的隐藏层,卷积层在提取不同层次,更具概括性的特征上有着明显的优势。更重要的是,在样本数据集较小的情况下,由于卷积层权值共享和局部连接的特点,相比于全连接层需训练优化的参数更少,可以改善在小样本集下的模型欠拟合问题。在经过两次步幅卷积后,隐层输出的数量已经较少,此时使用一层全连接层提取全局特征,保障模型的稳定性。

卷积层在使用过程中往往需要连接池化层起到降采样的目的,而池化操作一般是选择卷积核感受域内的最大值或平均值代替整个感受域。全卷积神经网络使用步幅卷积代替池化层,可以在起到降采样效果的同时,提高计效率并降低模型的复杂度。在输入信号选择上,考虑到频域信号由于频带是按照频率大小进行排列,相比于原始振动信号的分布更为规律,且这种按频率大小顺序排列的特点使得输入层的单个网络单元的输入数据是固定频率的信号,不再和原始振动信号一样属于振动周期中随机时间的信号,可以有效降低自编码网络重构信号的难度,所以更适合作为自编码网络的输入。其网络结构如图2所示。

其中,输入信号为 1280×1 的频域信号,编码器包括2层卷积层,2层BN层,1层全连接层,1层变分层,共6层,其中卷积层的卷积核数量分别为8和4,大小

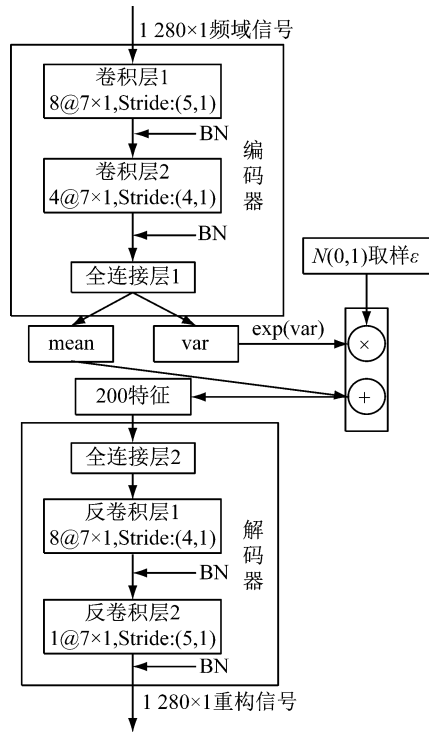


图2 全卷积变分自编码网络(FCVAE)结构

Fig. 2 Structure of fully convolutional variational autoencoder

均为 7×1 , 卷积的步幅分别为 $(5, 1)$ 和 $(4, 1)$ 。解码器包括 1 层全连接层 2 层卷积层和 2 层 BN 层共 5 层, 其中卷积层的卷积核数量为 8 和 1, 大小均为 7×1 , 反卷积步幅分别为 $(4, 1)$ 和 $(5, 1)$, 与编码过程相对应。通过最小化解码器输出与编码器输入之间的重构误差来训练自编码网络。网络中的 BN 为批标准化 (Batch Normalization) 操作, 用于加快训练速度, 并且 BN 标准化每个单元的均值和方差, 提供了一定的正则化作用, 可以增强模型的稳定性。

模型训练时的学习率使用随训练次数衰减的学习率, 保证模型前期的训练速度的同时防止模型训练到后期由于学习率过大造成的难收敛问题, 以提高模型整体的学习效率, 其公式如下

$$e_i = e \cdot \gamma^i \quad (2)$$

式中: e 为初始的学习率; γ 为衰减系数; i 为衰退次数; e_i 为衰减后的学习率。模型在训练时的初始学习率为 0.001, 每训练 1 000 次学习率衰减 1 次, 共训练 20 000 次。

2.2 基于全卷积神经网络的预测模型

先使用训练好的全卷积变分编码网络输出 200 维的隐层特征, 然后将特征输入到预测模型中训练预测模型, 以得到最终的剩余寿命预测结果。预测模型采用全卷积神经网络 (FCNN), 该网络舍弃了传统卷积神经网络中的池化层与全连接层, 利用卷积层的局部连接和权值共享特性, 使得模型相较于传统的卷积神经网络需要更少的权重等需要训练的参数, 降低模型复

杂度, 以提高预测模型在小样本集上的学习能力, 针对当前的轴承剩余寿命预测数据集具有更好的适应性。

网络结构及每一层输出的数据形式如图 3, 其中 C1 ~ C5 均为卷积层, 同样采用步幅卷积达到降采样的作用。最终第 5 层卷积层输出的单值即为剩余寿命的预测结果。网络中前 4 层使用 relu 激活函数, 第 5 层使用 sigmoid 激活函数将输出结果映射到 $0 \sim 1$, 与的预测剩余寿命的百分比的目的更为契合。同样, 预测模型也使用衰减的学习率进行训练, 该网络同样训练 20 000 次, 计算网络输出的预测值和实际值之间的均方误差作为损失函数, 当达到预设的训练次数并且损失函数的下降趋于稳定时认为训练成功, 停止训练。

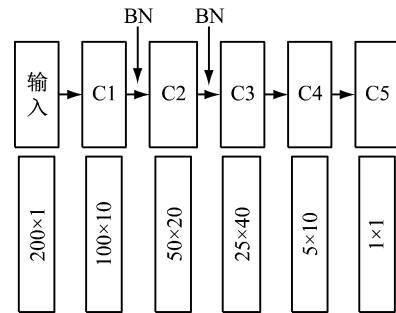


图3 预测模型的网络结构与各层数据形式

Fig. 3 Network structure and data form of each layer

为了使预测结果曲线更加平滑, 增强预测结果的稳定性, 设计了一种加权平均降噪方法: 取时间窗长度为 6, 即计算 $p_{i-5} \sim p_i$ 的加权平均作为 t_i 时刻的预测值, 一开始预测值不足 6 时, 计算所有值的加权平均, 其中权重参数为差为 1 的等差数列, 则权重系数 w_i 为 $[1, 2, \dots, n]$, $n < 6$; 当预测值达到 6 时, 则权重系数为 $[1, 2, \dots, 6]$, 利用式 (3) 迭代求得平滑后的预测值。

$$Y_n = \frac{\sum_{i=n-5}^{n-1} w_i Y_i + w_n p_n}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad (3)$$

通常使用的滑动平均方法需要用到平滑点前后的值, 而加权平均降噪方法只需用到当前预测点之前的预测点就能进行平滑, 避免了滑动平均需要用到当前预测值之后的值才能进行平滑的问题。

训练预测模型时的标签使用剩余寿命占全寿命的比值, 即为随着使用时间增加, 标签为从 1 ~ 0 的连续值。根据这个比值以及已经轴承已经使用的时间可以估算出剩余寿命的绝对值。所以最终训练好的模型在测试时也会直接输出一个当前剩余寿命占全寿命的比值作为最终的预测结果。

2.3 轴承剩余寿命预测流程

基于上述的特征提取模型和预测模型, 提出轴承剩余寿命预测流程如图 4 所示。首先, 将原始振动信号经傅里叶变换后得到频域信号, 输入到建立好的全

卷积变分自编码网络,并通过最小化编码器输入和解码器输出间的均方误差来训练该网络。由训练好的自编码网络的编码器得到隐层特征作为预测模型的输入,使用训练集训练预测模型并在测试集上进行验证,最终由训练好的预测模型输出的结果经过加权平均平滑即为最终的预测结果。

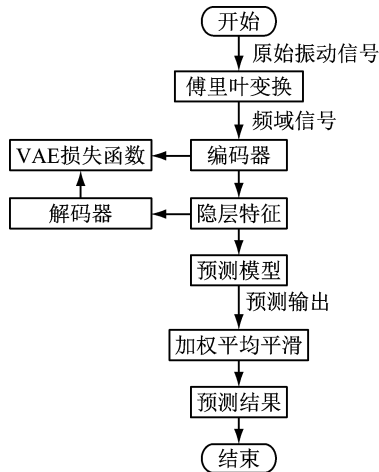


图4 轴承剩余寿命预测流程

Fig. 4 Remaining useful life prediction process of bearings

3 实验验证

3.1 数据来源及测试方法

实验数据为滚动轴承加速寿命台架试验采集的振动加速度数据,来源于电气和电子工程师协会(IEEE)2012年举办的PHM数据挑战赛^[14],该数据集共包含三种工况下的17个滚动轴承的全生命周期振动数据,其中第1、2工况各7个轴承,第3工况3个轴承,数据采集方法为每10s采集一次,每次在0.1s采集2560个振动加速度,直到满足数据说明中的振动加速度达到设定阈值轴承失效条件就停止采集。

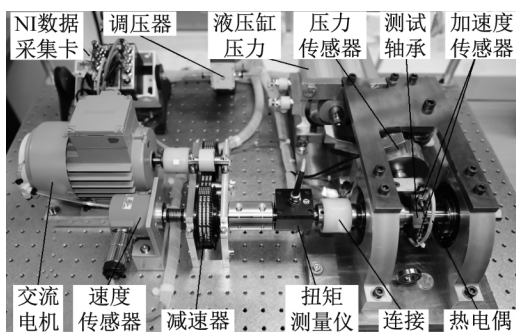


图5 滚动轴承加速寿命实验台

Fig. 5 Overview of the experiment platform

考虑到工况对模型精度的影响,在测试时为了验证在各工况下所提出方法的泛化能力及预测结果的稳定性,用17个轴承的数据集中的14个构建训练样本,剩余每工况的第3个实验轴承,共计3个轴承的数据为测试样本进行试验。每个样本 $\{(x^i, y^i)\}$ 中的 x^i 为

某个轴承某次采集的2560个振动加速度,如图6为一组振动信号,纵坐标为振动加速度,其单位为重力加速度的大小 g ,横坐标为一次采样的数据序号。 y^i 为该次采集时所对应的剩余寿命,该剩余寿命的定义为当前时刻距离失效时刻时间占起始时刻到失效时刻时间的比例。

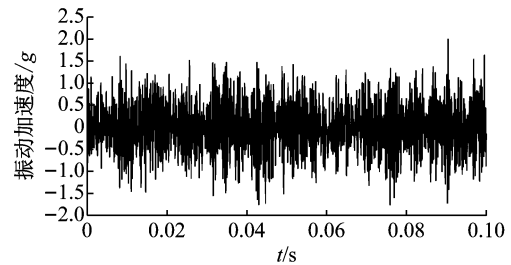


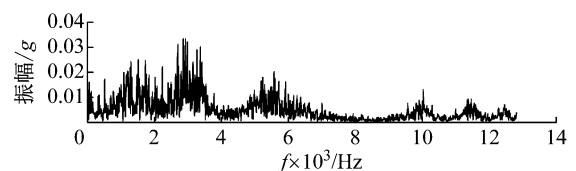
图6 原始振动信号

Fig. 6 Original vibration signal

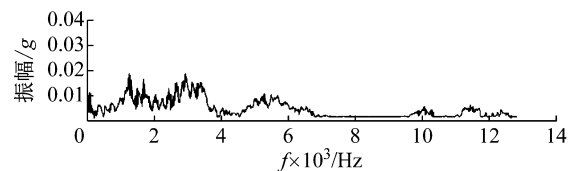
如某轴承共有2803条采集数据,按上述介绍其使用寿命共为28030s,若样本为其第1000条采集数据,则其剩余寿命为18030s,训练时的标签 y^i 即为剩余寿命所占比例0.6432,这样客观上也对预测标签进行了归一化,可以降低预测模型的学习难度。通过训练模型拟合输入与标签之间的关系,达到预测的目的。

3.2 结果分析

将训练集原始振动信号转为频域信号训练网络,训练后的全卷积变分自编码网络的输出与输入如图7和图8所示。图7(a)和8(a)为输入信号,即经过傅里叶变换的原始信号,图7(b)和8(b)为重构后的信号。由于自编码网络是一个降维再重构的过程,在过程中信号的部分细节特征丢失了,所以不能完全重构回原始信号,但从重构信号可以看出信号的变化趋势被保存下来。并且从寿命早期和晚期的对比中可以看出随着轴承剩余使用寿命的减少,其频域信号的峰值会向更低频的方向变化,这一特征重构信号也能良好的反映。



(a) 输入信号



(b) 重构信号

图7 寿命早期输入信号与重构信号

Fig. 7 Input signal and reconstructed signal in early life

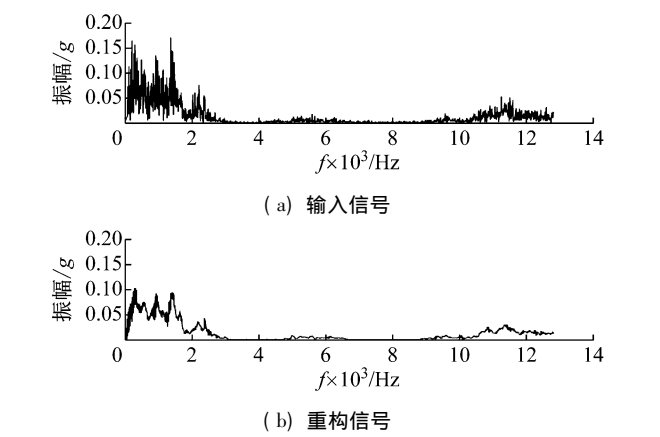


图 8 寿命晚期输入信号与重构信号

Fig. 8 Input signal and reconstructed signal in late life

最终编码器输出的 200 个特征中的部分如图 9 所示,从图中可以看出特征虽然表现为上下震荡的状态,但在总的趋势上是逐渐上升的,有一定的单调性,可以作为剩余寿命预测的基本特征。从特征趋势也可以看出,特征有着很强的非线性,对预测模型的非线性拟合能力有着较高的要求。而神经网络通过逐层的非

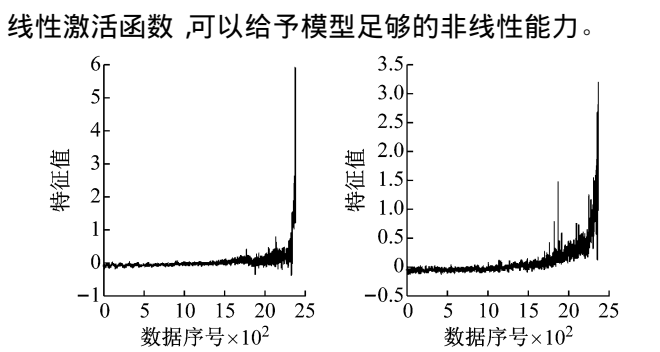


图 9 部分隐层输出特征

Fig. 9 Features of partial hidden layers outputs

将训练集得到的特征输入卷积神经网络构建的预测模型进行训练,然后将测试集得到的特征输入训练好的预测模型对测试结果进行预测,得到预测结果。经过平滑后的 3 个测试轴承的最终预测曲线如图 10 ~ 图 12 所示,图中的纵坐标为剩余寿命占全寿命的比值,横坐标为数据序号,代表实际的使用时间,虚线为实际剩余寿命,直线为预测值。

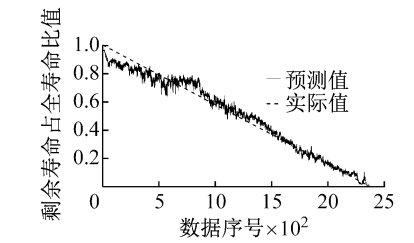


图 10 测试轴承 1 剩余寿命预测结果

Fig. 10 Reaming useful life prediction result of test bearing 1

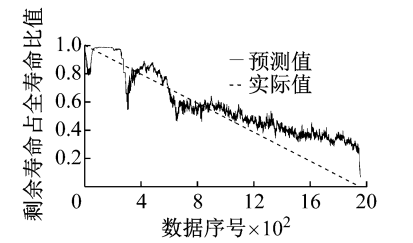


图 11 测试轴承 2 剩余寿命预测结果

Fig. 11 Reaming useful life prediction result of test bearing 2

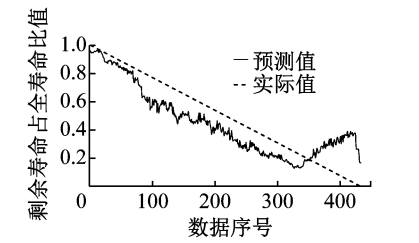


图 12 测试轴承 3 剩余寿命预测结果

Fig. 12 Reaming useful life prediction result of test bearing 3

3.3 结果分析

将该方法与传统的支持向量回归(SVR)方法^[15],卷积神经网络(CNN)预测方法^[16],以及传统的变分自编码网络(VAE)提取特征结合全卷积神经网络预测模型的预测结果进行对比。其中 SVR 方法使用人为提取的特征作为输入,卷积神经网络以原始数据为输入,变分自编码的输入信号同样为频域信号。计算这几种模型的相对误差以进行直观地对比,由于预测结果已经是剩余寿命相对总寿命的比值,所以只需将预测结果与实际值相减即可得到预测误差与相对总寿命的比值,所以误差计算方法如式(4)

$$\bar{e}_i = \sum_{i=1}^n (p_i - y_i) \times 100\% \tag{4}$$

三个测试轴承的总平均误差计算方法如式(5)

$$\bar{e} = \frac{\sum_{i=1}^3 \bar{e}_i l_i}{\sum_{i=1}^3 l_i} \times 100\% \tag{5}$$

式中: \bar{e}_i 为单个测试轴承的平均误差; l_i 为该轴承的总

的寿命长度,即从开始实验到结束实验的采样次数。

从误差统计表 1 可以看出,提出的基于全卷积变分自编码网络的轴承剩余寿命预测方法相比于表中的前三种方法在每一个测试轴承的剩余寿命预测上误差均有所减小,尤其在原来预测精度较低的测试轴承 2 和测试轴承 3 上误差有较大的降低,最终的平均误差也有显著地降低。相比于 SVR 降低了 64.0%,比使用原始振动信号的 CNN 方法降低 45.5%,比同样使用频域信号的传统变分自编码(VAE)方法降低 47.5%。测试结果验证了 FCVAE 方法在预测精度和泛化能力上的提升。

表 1 各方法预测结果平均误差

Tab. 1 Average error of prediction results of each method

方法	轴承 1	轴承 2	轴承 3	平均
人工特征 + SVR	14.9	25.7	25.0	20.3
原始信号 + CNN	6.5	20.5	19.2	13.4
VAE	8.3	16.2	34.0	13.9
FCVAE	3.5	10.8	12.7	7.3

进一步分析表1的结果,FCVAE相比于SVR方法利用深度学习的学习能力和非线性提取特征^[17],而从原始振动信号到剩余寿命的映射是复杂的非线性过程,所以FCVAE会有更高的预测精度。而相比于原始信号结合CNN的方法,由于其在自编码提取特征时,在重构信号前添加了随机噪声干扰,提升了特征提取过程中的抗干扰能力从而提升了整体网络的泛化能力,所以FCVAE相比于CNN方法在三个测试轴承上的平均预测误差有所降低。FCVAE与VAE方法相比,用全卷积神经网络替代了VAE中的全连接网络,减少了整个网络的需要训练优化的参数,在该测试数据集样本较少的情况下减轻欠拟合,并且卷积神经网络由更强的特征学习能力,所以提升了预测精度。

4 结 论

针对轴承剩余寿命预测,提出了全卷积变分自编码网络(FCVAE)模型,通过全卷积神经网络改进变分自编码网络,并通过去除池化层减少全连接层来降低模型复杂度,用于无监督训练学习并提取特征,然后构建基于全卷积神经网络的预测模型,利用有监督学习完成剩余寿命预测,该模型能够自主提取频域信号特征,降低预测误差,并且有效提升了模型的泛化能力。实验验证表明:

(1) 使用频域信号作为全卷积变分自编码的输入,所提取的特征有明显的趋势性,并且最终的预测结果良好,证明了方法的有效性。

(2) 相比于人工选择的特征结合SVR,以及经典的深度学习方法如卷积神经网络,FCVAE特征提取和FCNN预测模型在面向不同工况的多个测试轴承上的预测误差均有显著降低,证明了该方法在小样本集上的预测效果。

(3) 相比于一般的变分自编码无监督提取特征再使用卷积神经网络预测剩余寿命的方法,FCVAE有效增强了模型的泛化能力,在面向不同工况的多个测试轴承的总体预测精度上有明显提升。

所提出的FCVAE方法是一种能通用于轴承剩余寿命预测的方法,在同一类型轴承的不同个体上具有良好的泛化能力,将该方法迁移到其它型号轴承时,只需要获得该类型轴承的相应数据即可进行训练和预测。但由于本试验数据的工况在转速上变化不明显,所以方法对工况变化的泛化能力还有待验证。另外,由于实验数据的局限性,没有实际运用时存在的干扰等情况,如果将该方法应用于实际运行工况,还需要面向轴承的具体运用环境特点开展针对性的研究。

参 考 文 献

[1] LEI Y, LI N, GUO L, et al. Machinery health prognostics: a

systematic review from data acquisition to RUL prediction [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 104: 799-834.

[2] LI N, LEI Y, LIN J, et al. An improved exponential model for predicting remaining useful life of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62 (12): 7762-7773.

[3] 李洪儒, 于贺, 田再克, 等. 基于二元多尺度熵的滚动轴承退化趋势预测 [J]. 中国机械工程, 2017, 28 (20): 2420-2425.

LI Hongru, YU He, TIAN Zaike, et al. Degradation trend prediction of rolling bearing based on two-element multiscale entropy [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28 (20): 2420-2425.

[4] 余道明, 贾民平, 张菡. 一种新型深度自编码网络的滚动轴承健康评估方法 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2018, 48 (5): 801-806.

SHE Daoming, JIA Minping, ZHANG Wan. Deep auto-encoder network method for health assessment of rolling bearings [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2018, 48 (5): 801-806.

[5] 赵光权, 刘小勇, 姜泽东, 等. 基于深度学习的轴承健康因子无监督构建方法 [J]. 仪器仪表学报, 2018, 39 (6): 82-88.

ZHAO Guangquan, LIU Xiaoyong, JIANG Zedong, et al. Unsupervised health indicator of bearing based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39 (6): 82-88.

[6] CHENG F, QU L, QIAO W, et al. Enhanced particle filtering for bearing remaining useful life prediction of wind turbine drivetrain gearboxes [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 66 (6): 4738-4748.

[7] 文娟, 高宏力. 一种基于UPF的轴承剩余寿命预测方法 [J]. 振动与冲击, 2018, 37 (24): 225-230.

WEN Juan, GAO Hongli. Remaining useful life prediction of bearings with the unscented particle filter approach [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37 (24): 225-230.

[8] 陈法法, 杨勇, 陈保家, 等. 基于模糊信息粒化与小波支持向量机的滚动轴承性能退化趋势预测 [J]. 中国机械工程, 2016, 27 (12): 1655-1661.

CHEN Fafa, YANG Yong, CHEN Baojia, et al. Degradation trend prediction of rolling bearing based on fuzzy information granulation and wavelet support vector machine [J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27 (12): 1655-1661.

[9] 张星辉, 康建设, 赵劲松, 等. 基于混合高斯输出贝叶斯信念网络模型的设备退化状态识别与剩余使用寿命预测方法研究 [J]. 振动与冲击, 2014, 33 (8): 171-179.

ZHANG Xinghui, KANG Jianshe, ZHAO Jinsong, et al. Equipment degradation state identification and residual life prediction based on MoG-BBN [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33 (8): 171-179.

[10] ZHU J, CHEN N, PENG W W. Estimation of bearing remaining useful life based on multiscale convolutional neural network [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 18 (2): 466-485.

(下转第25页)

参 考 文 献

- [1] 陈政清. 工程结构的风致振动、稳定与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [2] GE Y J, XIANG H F. Recent development of bridge aerodynamics in China[J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2008, 96(6/7): 736-768.
- [3] LIU J, LIAO H L, LI M S, et al. Effect of stabilizer on flutter stability of truss girder suspension bridges[J]. Journal of Vibroengineering, 2017, 19(3): 1915-1929.
- [4] UEDA T, TANAKA T, MATSUSHITA Y. Aerodynamic stabilisation for super long-span suspension bridges [C] // Proceeding of the IABSE Symposium: Long-Span and High-Rise Structures. Kobe, Japan: IABSE, 1998.
- [5] 陈政清 欧阳克俭 牛华伟 等. 中央稳定板提高桁架梁悬索桥颤振稳定性的气动机理[J]. 中国公路学报, 2009, 22(6): 53-59.
CHEN Zhengqing, OUYANG Kejian, NIU Huawei, et al. Aerodynamic mechanism of improvement of flutter stability of truss-girder suspension bridge using central stabilizer [J]. China Journal of Highway and Transport, 2009, 22(6): 53-59.
- [6] 王凯 廖海黎 刘君. 山区峡谷大跨钢桁梁桥抗风特性试验研究[J]. 振动与冲击, 2014, 33(19): 169-174.
WANG Kai, LIAO Haili, LIU Jun. Wind resistance tests for long-span steel truss bridges across gorges of mountainous area [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(19): 169-174.
- [7] MIYATA T, YAMAGUCHI K. Aerodynamics of wind effects on the Akashi Kaikyo Bridge [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1993, 48(2/3): 287-315.
- [8] 杨咏昕 葛耀君 项海帆. 中央稳定板颤振控制效果和机理研究[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2007, 35(2): 149-155.
YANG Yongxin, GE Yaojun, XIANG Haifan. Flutter controlling effect and mechanism of central stabilizer [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2007, 35(2): 149-155.
- [9] 白桦 李宇 李加武 等. 钢桁架悬索桥颤振稳定性能研究[J]. 振动与冲击, 2013, 32(4): 90-95.
- BAI Hua, LI Yu, LI Jiawu, et al. Flutter stability of a steel truss girder suspension bridge [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(4): 90-95.
- [10] 夏锦林 曹丰产 葛耀君. 双开槽箱梁断面悬索桥的抗风性能及气动措施研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(10): 69-75.
XIA Jinlin, CAO Fengchan, GE Yaojun. Wind resistance performance of a double-slotting suspension bridge and its aerodynamic control measures [J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(10): 69-75.
- [11] TANG H, LI Y, SHUM K. Flutter performance and aerodynamic mechanism of plate with central stabilizer at large angles of attack [J]. Adv Struct Eng, 2018, 21: 335-346.
- [12] 陶齐宇 唐浩俊 蒋劲松 等. 干热河谷区大跨度钢桁梁悬索桥颤振性能研究[J]. 四川建筑科学研究, 2017, 43(2): 94-97.
TAO Qiyu, TANG Haojun, JIANG Jinsong, et al. Study on flutter performance of a long-span suspension bridge with steel truss girder in dry-hot valley [J]. Sichuan Building Science, 2017, 43(2): 94-97.
- [13] 张明金 李永乐 唐浩俊 等. 高海拔高温差深切峡谷桥址区风特性现场实测[J]. 中国公路学报, 2015, 28(3): 60-65.
ZHANG Mingjin, LI Yongle, TANG Haojun, et al. Field measurement of wind characteristics at bridge site in deep gorge with high altitude and high temperature difference [J]. China Journal of Highway and Transport, 2015, 28(3): 60-65.
- [14] 邹明伟 郑史雄 唐煜 等. 倒梯形桁架桥断面气动参数研究[J]. 铁道标准设计, 2018, 62(3): 53-57.
ZOU Mingwei, ZHENG Shixiong, TANG Yu, et al. Study on aerodynamic parameters of inverted trapezoid section of truss bridge [J]. Railway Standard Design, 2018, 62(3): 53-57.
- [15] 李永乐 安伟胜 蔡宪棠 等. 倒梯形板桁主梁CFD简化模型及气动特性研究[J]. 工程力学, 2011, 28(增刊1): 103-109.
LI Yongle, AN Weisheng, CAI Xiantang, et al. Simplified CFD modal and aerodynamic characteristics of inverted trapezoidal plate-truss deck [J]. Engineering Mechanics, 2011, 28(Sup 1): 103-109.

(上接第18页)

- [11] LI X, JIANG H, XIONG X, et al. Rolling bearing health prognosis using a modified health index based hierarchical gated recurrent unit network [J]. Mechanism and Machine Theory, 2018, 133: 229-249.
- [12] 伊恩·古德费洛. 深度学习[M]. 赵申剑, 黎彧君 符天凡 等译. 北京: 人民邮电出版社, 2017.
- [13] KINGMA D P, WELING M. Auto-encoding variational bayes [C] // International Conference on Learning Representations. Banff: ICLR, 2014.
- [14] NECTOUX P, GOURIVEAU R, MEDJAHK K, et al. PRONOSTIA: an experimental platform for bearings accelerated degradation tests [C] // IEEE International

Conference on Prognostics and Health Management. Denver, 2012.

- [15] 雷亚国. 旋转机械智能故障诊断与剩余寿命预测[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2017.
- [16] GUO L, LEI Y, LI N, et al. Deep convolution feature learning for health indicator construction of bearings [C] // Prognostics and System Health Management Conference. Harbin, 2017.
- [17] 任浩 屈剑锋 柴毅 等. 深度学习在故障诊断领域的研究现状与挑战[J]. 控制与决策, 2017, 32(8): 1345-1358.
REN Hao, QU Jianfeng, CHAI Yi, et al. Deep learning for fault diagnosis: the state of the art an challenge [J]. Control and Decision, 2017, 32(8): 1345-1358.