

考虑自愈现象的轴承多阶段退化剩余寿命预测

卢锦枫, 吴太欢, 罗华耿

(厦门大学航空航天学院 厦门, 361102)

摘要 轴承服役过程存在“自愈”等非线性退化现象且缺乏训练寿命标签,限制了智能轴承寿命预测方法在实际工程中的应用。针对此问题,提出一种多阶段退化标签构建(multi-stage degradation label construction, 简称 MDLC)方法。首先,运用深度自编码网络与高斯分布的自适应 3σ 法则,根据振动信号统计特征识别轴承的初始退化点;其次,利用自下而上分割算法,基于均方根特征值曲线划分轴承退化阶段并分段拟合,构建多阶段退化剩余寿命标签;然后,搭建长短时记忆人工神经网络的寿命预测模型,以有监督的方式训练并优化该模型;最后,利用 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验数据集测试所提出的方法,并与经典方法进行了对比。结果表明,该方法不仅能够准确识别轴承初始退化点,且剩余寿命预测误差更小,验证了其有效性与准确性。

关键词 滚动轴承;剩余寿命预测;自愈现象;多阶段退化

中图分类号 TH17;TH165.3;TP183

引言

剩余寿命(remaining useful life, 简称 RUL)预测是故障预测与健康管理(prognostics and health management, 简称 PHM)研究中的一大分支,与数据采集、健康因子构建及健康阶段划分共同组成 PHM 的 4 个步骤^[1]。RUL 预测的精确性对机械设备的智能运维起到关键作用,而充分进行数据挖掘、搜索典型特征并搭建合适的预测模型是开展高精度预测的必要条件。

目前,国内外主流的 RUL 预测方法大致可以分为以下几类:基于物理模型的方法、基于统计模型的方法、基于人工智能数据驱动的方法以及混合方法^[2]。基于物理模型的方法需要对机械部件进行失效退化的建模分析,其预测精度取决于对退化过程的了解程度,实用价值较低。统计模型是根据大量的历史样本统计得出寿命分布概率。基于数据驱动的人工智能方法,尤其是基于深度学习的方法是近年来的研究热点。随着物联网的普及,采集的数据量骤升,RUL 预测精度以及模型的泛化能力得到明显的提升,寿命的预测精度也显著提高^[3]。

基于数据驱动的 RUL 预测的大体思路可以分为 2 种:间接映射和直接映射^[4]。间接映射通常需要找到或构建一个稳定单调的健康因子,但在实际轴承退化过程中,由于自身特性或噪声、变工况等干扰,导致退化过程是多阶段、非线性的,因此限制了

间接映射的实用性^[5]。直接映射是指基于传感器采集的数据或特征提取后,通过神经网络建立回归模型,直接映射得出当前时刻的 RUL^[6]。神经网络进行有监督学习时,标签的合理性及准确性密切影响着神经网络训练与学习的效果。目前,常用的标签标注方法可以根据有无初始退化点(first degradation time, 简称 FDT)的识别进行划分。无 FDT 识别的标签标注方法是将全生命样本都视作处于衰退的过程,但此方法训练得到的模型在部分时候预测效果较差,这是因为机械部件在运行过程中会有一段较长的时间处于平稳状态,设备自身处于正常稳定运行状态并无发生衰退^[7]。FDT 方法认为机械部件在早期运转的过程中会维持健康状态,实际性能衰退量较小,可以将该段 RUL 视作不发生衰减,寿命预测应从 FDT 开始^[8]。

以上方法给定的标签均为线性标签,即各单位步长下的衰减量相同,但是轴承退化过程中会存在以下状况:①轴承退化过程往往包含多个不同的阶段^[9];②在滚动轴承退化过程中除了噪声引起的干扰,还可能会出现自愈现象,导致特征值产生无法通过降噪、滤波等手段消除的剧烈波动^[10]。面对上述不单调、多阶段等问题,设置单阶段线性输出标签对神经网络的复杂非线性学习能力提出了更高的要求。

目前,涉及自愈现象的剩余寿命预测研究较少。高彩霞等^[11]将自愈现象导致的特征值波动视作虚假波动,采用线性回归的方法,在预测结果中将变化剧

烈的点替换为先前预测结果的线性拟合预测值,但此方法局限性较大。Lin等^[12]利用模糊聚类(fuzzy C-means,简称FCM)将退化过程划分为3段并进行标签构建,但其对特征值单调性要求较高,亦未考虑不同退化阶段的影响。

针对上述不足,笔者提出一种考虑自愈现象的MDLC轴承剩余寿命预测优化方法。首先,通过深度自编码网络(deep auto-encoder,简称DAE)对多特征变量进行重构获取重构误差,利用基于高斯分布的自适应 3σ 连续触发方法识别FDT;其次,考虑到轴承退化过程非单一型式的特点,利用自下而上(bottom up,简称BUP)时间序列分割算法,以均方根值(root mean square,简称RMS)为载体,对轴承退化阶段进行划分和拟合,构建具有多阶段退化特点的RUL标签,提升了剩余寿命的预测精度。

1 方法原理

1.1 深度自编码模型

DAE是由多个自编码器(autoencoder,简称AE)按照对称结构堆叠而成。AE的标准结构是一个由输入层、输出层及隐含层构成的3层全连接神经网络,整体结构可以划分为编码(Encode)与解码(Decode)两部分。

将AE的输入值设为 $x=[x_1, x_2, \dots, x_n]$,输出值为 $y=[y_1, y_2, \dots, y_n]$,隐含值为 $h=[h_1, h_2, \dots, h_n]$,则整个AE模型的编码过程可以表示为

$$h=f(x)=f(W_E x + b_E) \quad (1)$$

解码过程为

$$y=f(h)=f(W_D h + b_D) \quad (2)$$

其中: W_E, W_D 分别为编码与解码过程的连接权重; b_E, b_D 为偏置项; $f(\cdot)$ 为激活函数,一般采用Sigmoid函数。

AE训练过程是通过重构输入,即最小化输入 x 与输出 y 之间的误差,其误差函数定义为输入输出的均方误差,即

$$J_{AE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (3)$$

其中: N 为训练样本; J_{AE} 为重构误差。

DAE结构上是多个AE叠加在一起,将第1层的隐含值输出作为第2层的输入。深度自编码网络结构如图1所示。

将健康数据输入模型进行训练,模型将以非监督的方式学习机械正常状态下的固有结构与特征。当机械处于正常、健康的运行状态下,各特征之间的

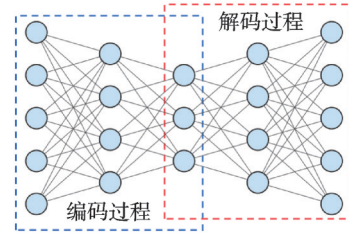


图1 深度自编码网络结构

Fig.1 DAE structure

相对关系稳定,此时的特征重构误差较小。当机械发生故障时,网络结构无法很好地适配故障特征,通过DAE重构的特征与输入时误差较大,因此可以通过重构误差对滚动轴承运行早期退化进行识别。重构误差 R_e 的计算方式如下

$$R_e = \|x - \hat{x}\|^2 \quad (4)$$

其中: x 为DAE的输入值; \hat{x} 为输出值。

考虑到实际运行时退化检测的启动时间可能较早,此时的样本量较少,因此本研究将所有数据集中前10%的小样本数据视作健康运行情况输入到DAE中进行训练。

1.2 初始退化点检测

目前,常用的异常检测阈值设定方法是基于高斯分布的 3σ 法则,即当某一时刻特征值超出均值3倍标准差时认为该时刻异常。为了减少噪声引起的误触发,Li等^[13]针对轴承故障中噪声的随机性,提出 3σ 连续触发方法,即在特征值连续多次检测异常时才认为该时刻为初始预测时刻。上述方法进行检测时的均值以及标准差是通过事先数据给定,即设定硬阈值。但是,机械在初期健康状态下运行时,也会存在磨合导致特征指标发生轻微变化,若设置硬均值和标准差则可能导致过早判断异常。

笔者在此基础上与自适应阈值的自适应更新相结合,提出自适应 3σ 连续触发方法进行阈值检测。不同于经典的硬阈值,自适应阈值考虑噪声干扰造成重构误差波动的影响,将阈值设计为实时动态更新的软阈值^[14]。具体而言,是当某一新的时刻下特征检测正常时,将该时刻新的被检测样本加入到训练样本当中,重新进行计算更新均值与标准差,供下一样本点进行检测。均值与标准差的计算式为

$$\mu_k = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^{k-1} R_{e_i} \quad (5)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{k-2} \sum_{i=1}^{k-1} (R_{e_i} - \mu_{k-1})^2} \quad (6)$$

其中: R_{e_i} 为 i 时刻下的重构误差; μ_k 为 k 时刻下新的均值; σ_k 为 k 时刻下新的标准差。

1.3 BUP分割算法

目前,常用聚类方法进行退化过程的多阶段识别,如FCM^[12]和K-Means^[15]等,但在划分过程中存在一定的缺陷。聚类方法在迭代过程中关注的是每一个单独时刻的点数值与其余样本之间的关联,但未考虑到时间序列的前后关系。当待划分的特征序列并不单调,尤其是出现自愈现象时,容易出现划分结果随时间推移而往复波动,因此本研究选用BUP算法进行多阶段划分。

BUP算法是一种序列分割算法^[16],其核心思想是将拥有最小线性拟合代价的相邻数据不断进行合并^[17]。计算过程如下:首先,将整体序列以相邻的两数据点为1组,多次不重复地彻底分割;其次,计算相邻各组之间的线性拟合误差(合并前的数据组与合并后的拟合直线之间的均方误差),将具有最小拟合代价的2组合并;最后,重复上一步骤直至满足设定的分割段数。BUP分割算法伪代码流程如下。

输入:时间序列 (t_1, t_2, \dots, t_k) ,分割段数 n

输出:分段结果Seg

1) For $I = 1 : k/2$

2) $\text{Seg}(i) = (t_{2i-1}, t_{2i})$

3) End For

4) For $j = 1 : i-1$

5) 计算相邻2组之间合并代价

$\text{Cost}(j) = \text{MergeCost}(\text{Seg}(j), \text{Seg}(j+1))$

6) End For

7) While $\text{length}(\text{Seg}) > n$

8) 找到最小合并代价位置 $[\sim, p] = \min(\text{Cost})$

9) 合并相邻数据组

$\text{Seg}(p) = [\text{Seg}(p) \text{Seg}(p+1)]$

10) Delete($\text{Seg}(p+1)$)

11) 更新合并代价

$\text{Cost}(p) = \text{MergeCost}(\text{Seg}(p), \text{Seg}(p+1))$

12) $\text{Cost}(p-1) = \text{MergeCost}(\text{Seg}(p-1), \text{Seg}(p))$

13) End While

2 多阶段退化RUL标签构建背景以及方法流程

2.1 自愈现象

自愈现象是指RMS在滚动轴承损伤的发展过程中,经历一段特征值先上升后下降的情况,与损伤加深RMS增大的常规认识相违背,称为自愈现象,

如图2所示。自愈现象发生的本质是因为故障损伤的扩展传播。在轴承内外圈损伤出现后,随着转子不断运行摩擦,会将原有的损伤边缘逐渐磨得平缓,损伤缺口扩大,使得转子承受的冲击变小,从而在特征指标的振动响应也相应减小,因此特征值比起损伤初期会有所回落;随着轴承进一步损伤加深,新的损伤缺口出现,特征值也会重新增大^[18]。Qiu等^[19]设计的轴承全生命周期试验验证了这一现象。

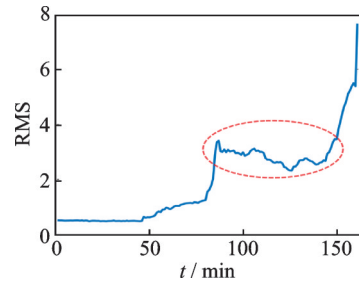


图2 自愈现象

Fig.2 Healing phenomenon

当自愈现象发生时,特征值不再单调,且退化过程明显划分为多个阶段,有别于早期的缓慢衰退以及末期的急剧衰退。此时进行寿命预测,一方面会面临特征值不单调且影响时间跨度较长,另一方面多个退化阶段之间的退化速率不同,这些问题都增加了神经网络学习的难度。

2.2 基于MDLC的剩余寿命预测流程

考虑到滚动轴承退化过程中并非单一模式,且输入特征可能存在自愈现象导致特征值不再单调,笔者通过对退化趋势的分析,进行多阶段训练标签的构建,实现滚动轴承RUL更精确的预测。MDLC剩余寿命预测流程如图3所示,具体过程如下。

1) 特征选取与预处理:提取振动信号的时域、频域以及时频域的多种特征后,再从中筛选出用于初始退化点检测的特征指标,如标准差、谱幅值均值及谱幅值方差等,并对这些特征进行归一化预处理。

2) 初始退化点识别:选取各样本前10%的数据作为健康数据,并输入DAE进行健康状态的网络构建。当健康状态模型训练完成后,将所有数据输入模型中获取重构误差,再根据自适应 3σ 连续触发法则,将连续超出阈值的异常点识别为FDT。

3) 剩余寿命标签构建:利用BUP分割算法,对已经识别为故障的退化过程数据进行多阶段划分,再利用RMS累加和特征构建多阶段RUL标签。

4) 剩余寿命预测:以新构建的多阶段RUL标签作为期望的输出,对RUL预测网络进行训练学习,完成剩余寿命预测。

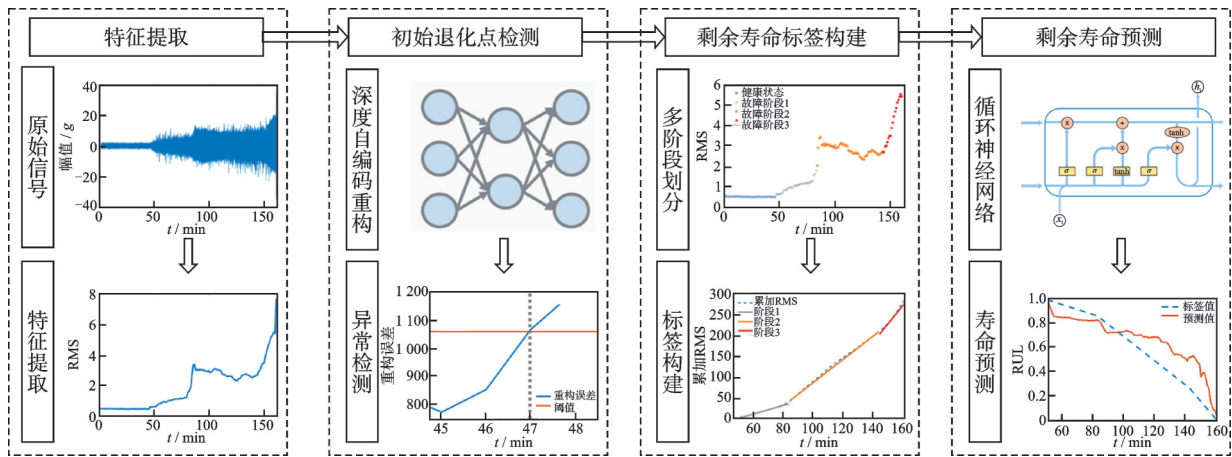


图3 MDLC 剩余寿命预测流程示意图

Fig.3 Flow diagram of MDLC RUL prediction

3 实例分析

为了验证本研究所提方法的有效性,利用某 XJTU-SY 滚动轴承加速寿命试验公开数据集^[20]进行数据分析,并与其他经典方法结果进行了对比。

3.1 XJTU-SY 轴承数据集介绍

该数据集包含 3 种工况、15 个滚动轴承的全寿命周期的振动信号。轴承加速寿命试验台如图 4 所示。采集数据中包含两个单向加速度传感器数据,传感器分别通过磁座固定于测试轴承的水平和竖直方向上。试验中设置采样频率为 25.6 kHz,采样间隔为 1 min,每次采样时长为 1.28 s^[21]。

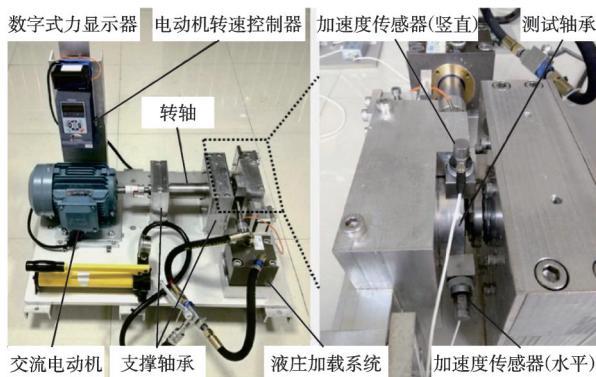


图4 轴承加速寿命试验台

Fig.4 Testbed of rolling element bearings

为了与文献[22-23]对比,笔者选择工况 2 下的轴承 2_1 至轴承 2_5 进行分析对比,该组轴承样本在转速为 2 250 r/min、径向力为 11 kN 的工况下运行。测试样本 LDK UER204 轴承参数如表 1 所示,各轴承运行数据信息如表 2 所示。

表 1 LDK UER204 轴承参数

Tab.1 Parameters of the tested bearings

参数	数值	参数	数值
内圈滚道直径/mm	29.30	外圈滚道直径/mm	39.80
滚珠直径/mm	7.92	轴承中径/mm	34.55
滚珠个数	8	接触角/(°)	0

表 2 各轴承运行数据信息

Tab.2 Operational data of each bearing

轴承	样本总数	实际寿命/min	失效位置
2_1	491	491	内圈
2_2	161	161	外圈
2_3	533	533	保持架
2_4	42	42	外圈
2_5	339	339	外圈

3.2 特征输入

本研究通过信号处理方法,获取时域、频域及时频域特征,时频域采取小波包分解能量,其中小波函数选取“db1”并进行 3 层分解,获得 8 个能量特征。

按照相关性、单调性以及鲁棒性指标进行筛选^[24],本数据集选取的特征为标准差、谱幅值均值、谱幅值方差以及第 4、第 5、第 6 和第 8 节点能量共 7 个特征量,数据进行归一化预处理。

3.3 初始退化点检测

考虑到输入的特征为时间序列,每层的结构单元均采用长短时记忆人工神经网络(long short-term memory, 简称 LSTM),各层节点数为“7-5-3-5-7”。本研究方法检测出的各数据集的 FDT 与文献[22-23]中的 FDT 进行对比,初始退化点如表 3 所示。其中:本研究方法是指基于 DAE 获取的重构误

差与自适应 3σ 连续触发方法进行检测后所得的 FDT; BUP 是文献[22]中通过 BUP 算法对多特征融合降维后的单特征指标全体数据进行划分,以第 1 与第 2 段交界点作为 FDT; SKF 是文献[23]中利用切换卡尔曼滤波 (switching Kalman filters, 简称 SKF) 对 RMS 进行两状态估计得出的状态变化点。

表 3 初始退化点

Tab.3 First degradation time of the tested bearings

轴承	本研究方法	BUP ^[22]	SKF ^[23]
2_1	453	451	457
2_2	47	85	323
2_3	128	323	319
2_4	31	27	32
2_5	122	161	130

为了说明本研究方法的可靠性及准确性,以轴承 2_2 为例进行分析。该轴承最后的故障为外圈损伤,其时域振动信号及 DAE 重构误差如图 5 所示。图 5(a) 中的灰线、红线、黄线与绿线分别为 DAE 固定阈值方法、本研究改进的自适应 3σ 连续触发方法、SKF 以及 BUP 识别的 FDT。由图 5(a) 可以看出,从 47 min 开始时域信号已经有逐渐增大的趋势,因此在图 5(b) 重构误差中将 47 min 处报警为异常。传统的硬阈值法所检测的结果,由于其均值以及标准差在给定训练样本时已经固定,无法接受更多样本增强鲁棒性,因此会导致提前误识别 FDT 的情况。为了进一步验证本研究方法识别的合理性,对第 46, 47 min 分别进行频谱分析。

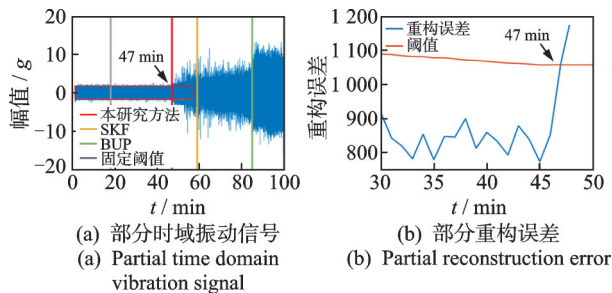


图 5 轴承 2_2 时域信号及 DAE 重构误差
Fig.5 Vibration signals and reconstruction error of bearing2_2

根据表 1 中参数进行计算,该类轴承的 1 阶外圈故障特征频率应为 116 Hz 左右,轴承 2_2 第 46, 47 min 分析结果如图 6 所示。通过图 6(a, b) 没有发现明显的 1 倍以及高倍故障特征频率,因此可以认定轴承在第 46 min 处未发生退化,仍属于健康状态。以同样的方法对轴承第 47 min 进行频谱分析,由图 6(c, d) 可以看出,滚动轴承外圈的 1 倍

(116.406 Hz) 及高倍故障特征频率较为明显,可以认为此时轴承已经发生轻微故障,开始退化。

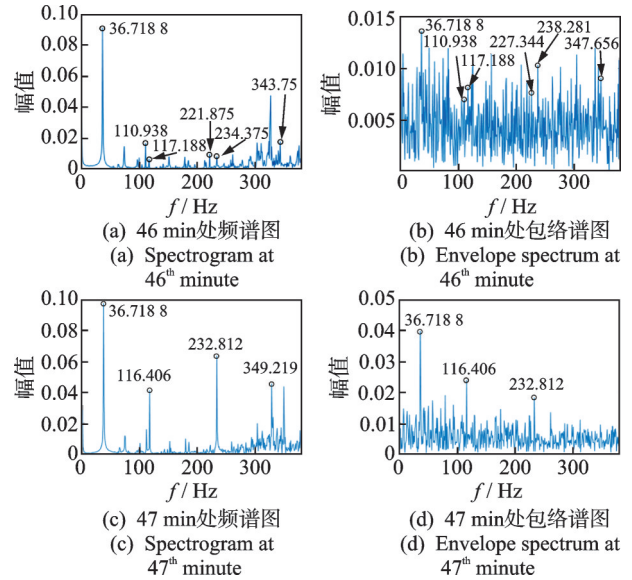


图 6 轴承 2_2 第 46, 47 min 分析结果
Fig.6 Analysis result of bearing2_2 in the 46th and 47th minute

相比于笔者提出的基于 DAE 多特征重构与自适应 3σ 连续触发方法进行 FDT 的检测,其他方法都晚于真正的 FDT,其原因是分割、聚类算法对早期微弱故障灵敏度较差,需要在退化累积到一定程度时才可识别。

同理,对轴承 2_3 的第 127, 128 min 分别进行分析,结果如图 7 所示。该轴承最终为保持架故障,其故障特征频率应为 14 Hz 左右。图 7(a) 中的 1 倍及高倍故障特征频率并不明显,而图 7(b) 中第 128 min 时故障特征频率明显,且幅值相对较大,因此将 128 min 设作 FDT 是合理的。

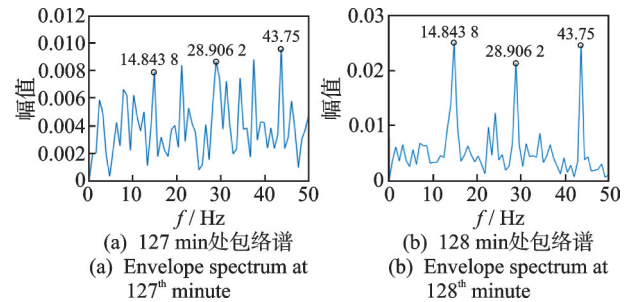


图 7 轴承 2_3 第 127, 128 min 分析结果
Fig.7 Analysis result of bearing2_3 in the 127th and 128th minute

3.4 多阶段退化标签构建

RMS 能有效反映振动能量的大小,在一定程度上可以体现轴承随时间推移所累积的故障损伤程

度^[25]。因此,笔者选取RMS用于表征轴承退化程度,作为多阶段退化过程划分的载体。

BUP算法中,对输入参数分割段数 n 使用“肘方法”进行确定,即通过计算不同分割段数下拟合结果的和方差(sum of squares due to error, 简称SSE),在SSE- n 的关系图中选取SSE下降突然变缓时对应的 n 点为期望值。当序列无穷划分时,两点直线拟合不存在误差,从而导致SSE趋向于0,因此应对划分段数 n 加以约束。目前,通常将轴承退化模型划分为2~4段^[26-27],因此笔者将 n 设置为1~5。以轴承2_2为例,其多阶段标签构建如图8所示。根据“肘方法”,选择SSE下降趋势变缓的拐点,选定轴承2_2的分割段数为3段。各组轴承划分段数如表4所示。

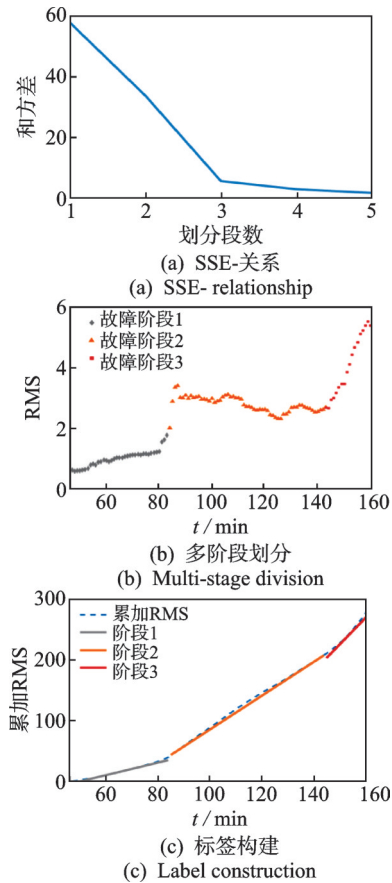


图8 轴承2_2多阶段标签构建

Fig.8 Multi-stage label construction for bearing 2_2

表4 各组轴承划分段数

Tab.4 Number of segments for each bearing

轴承	分割段数	轴承	分割段数
2_1	2	2_4	2
2_2	3	2_5	4
2_3	2		

在确定划分段数后,通过BUP算法即可获得各阶段时间区间。由于噪声及自愈现象等原因,RMS在衰退过程中不会单调上升,存在一定波动甚至下降,从而导致直接线性拟合的结果之间存在突跳甚至拟合直线斜率为负,因此若想获得单调的标签需要进一步优化。判断轴承损伤的严重程度除了需要关注当前时刻的特征量,还需要对比其在总体样本中的前后关系。因此,将特征量累加处理是一种考虑全局影响的有效方法。笔者采用累加和的处理形式进行多阶段的RUL标签构建,RMS累加和(cumulative sum RMS, 简称CumRMS)的计算公式为

$$\text{CumRMS}_i = \sum_{j=1}^i \text{RMS}_j \quad (7)$$

其中: RMS_i 为在第 i 时刻下的均方根值。

在获得CumRMS后,再根据多阶段划分区间进行线性拟合,对拟合结果进行归一化以及倒置,即可构建1~0的RUL标签。

3.5 RUL预测与结果分析

本研究构建的网络模型为1层LSTM和2层全连接层,其中激活函数采用ReLU函数。LSTM网络模型参数结构如表5所示。

表5 LSTM网络模型参数结构

Tab.5 Architecture and hyperparameters of LSTM

层定义	层参数
LSTM1	节点数 32
ReLU层	—
全连接层1	节点数 8
ReLU层	—
全连接层2	节点数 1

样本训练过程中使用Adam求解器,损失函数为半均方误差,最大训练次数为300,初始学习率为0.01,特征输入窗长为5。

预测结果采用均方根误差(root mean square error, 简称RMSE)进行对比,RMSE越小代表预测误差越小,精度越高。其计算公式为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

其中: y_i 为 i 时刻下的真实剩余寿命; \hat{y}_i 为 i 时刻下的预测剩余寿命。

笔者对数据集中的5组轴承进行5折交叉验证,即选取其中1组作为测试集,其余4组作为验证集。笔者分别选取文献[22]基于BUP以及文献[23]基于SKF识别的FDT所构建的线性退化标签,与本研究所提出的MDLC(其中标签分别以单阶段与多

阶段构建)进行试验对比。

剩余寿命预测试验结果如图9所示。从前3组试验对比结果可以发现,本研究改进的FDT检测方法虽然能比其余序列分割方法更准确地识别滚动轴承初始退化点,但是在RUL预测中并不一定能获得更精准的预测结果。这是因为线性退化标签的设立起点不同,若较晚触发FDT则可以使得预测模型在轴承退化程度较为明显的中后期才开始进行,此时退化较为剧烈,且退化模式可能单一,不同样本之间在此阶段的寿命衰退关系较为相似,直接构建单阶段的线性退化标签是一种可行的方法。当振动信号增大到一个新的阶段,根据本研究识别的FDT触发RUL预测后,轴承可能会经历一段较长时间的缓慢衰退过程,而该阶段的退化速率与生命后期相比有较大差异,且不同样本之间的缓慢衰退过程体现不同,因此若直接构建单阶段线性退化标签可能会导致预测结果变差。

通过笔者提出的MDLC方法进行寿命预测,在准确识别FDT后进行多阶段标签构建,可以在一定程度上解决滚动轴承早、晚期故障衰退速率不一致的问题,更符合轴承自身实际的退化过程。从预测结果来看,除了轴承2_4与对比方法结果相近,其余样本均能获得较高精度的预测结果。从4组测试样本平均误差可以发现,本研究方法所构建的多阶段预测平均误差RMSE仅为0.151,与其他试验对比最多降低33.19%的预测误差。此外,在更小的预测误差均值下,其标准差也更小,表明此方法对不同样本预测的稳定性更高。可以证明,通过本研究方法进行RUL预测标签的构建,在更早更准确地识别初始故障点、触发RUL预测程序的前提下,还能获取一个更优的预测结果。

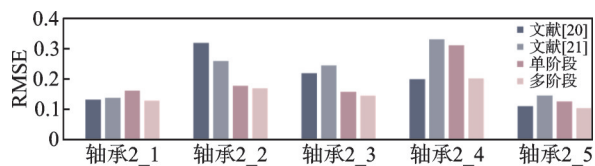


图9 剩余寿命预测试验结果

Fig.9 Validation results of RUL

4 结 论

1) DAE-自适应 3σ 连续触发方法对滚动轴承的早期退化点有较强的识别能力。试验证明,与常用的聚类方法相比,本方法在利用小量数据样本的前提下,所识别的FDT更为准确,鲁棒性更高。

2) 多阶段退化标签构建方法更加贴合滚动轴

承退化过程,使得RUL预测更为精准。通过多阶段退化构建的标签进行预测网络训练比常规标签RMSE平均最多降低33.19%,低于其余常规方法。

参 考 文 献

- [1] LEI Y G, LI N P, 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] 张金豹, 邹天刚, 王敏, 等. 滚动轴承剩余使用寿命预测综述[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(1): 1-23.
ZHANG Jinbao, ZOU Tiangang, WANG Min, et al. Review on remaining useful life prediction of rolling bearing [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(1): 1-23.(in Chinese)
- [3] 张秀华, 刘怀举, 朱才朝, 等. 基于数据驱动的零部件疲劳寿命预测研究现状与发展趋势[J]. 机械传动, 2021, 45(10): 1-14.
ZHANG Xiuhua, LIU Huaiju, ZHU Caichao, et al. Current situation and developing trend of fatigue life prediction of components based on data-driven[J]. Journal of Mechanical Transmission, 2021, 45(10): 1-14.(in Chinese)
- [4] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理综述[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(3): 481-495.
PENG Yu, LIU Datong. Data-driven prognostics and health management: a review of recent advances [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(3): 481-495.(in Chinese)
- [5] 康守强, 邢颖怡, 王玉静, 等. 基于无监督深度模型迁移的滚动轴承寿命预测方法[J]. 自动化学报, 2023, 49(12): 2627-2638.
KANG Shouqiang, XING Yingyi, WANG Yujing, et al. Rolling bearing life prediction based on unsupervised deep model transfer[J]. Acta Automatica Sinica, 2023, 49(12): 2627-2638.(in Chinese)
- [6] 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. Method of predicting remaining useful life of rolling bearing combining CNN and LSTM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2021, 41(3): 439-446.(in Chinese)
- [7] PEEL L. Data driven prognostics using a Kalman filter ensemble of neural network models[C]//2008 International Conference on Prognostics and Health Management. Denver, CO, USA: IEEE, 2008: 1-6.
- [8] 吕明珠, 苏晓明, 刘世勋, 等. 风力机轴承实时剩余寿命预测新方法[J]. 振动、测试与诊断, 2021, 41(1): 157-163.

- LÜ Mingzhu, SU Xiaoming, LIU Shixun, et al. Novel method of real-time remaining useful life prediction for wind turbine bearings [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2021, 41(1): 157-163. (in Chinese)
- [9] 张龙龙. 基于多健康状态评估的滚动轴承剩余寿命预测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2014.
- [10] LI H R, LI Y L, YU H. A novel health indicator based on cointegration for rolling bearings' run-to-failure process[J]. *Sensors*, 2019, 19(9): 2151.
- [11] 高彩霞, 吴彤, 付子义. 线性回归与EEMD的滚动轴承剩余寿命预测[J]. *机械科学与技术*, 2019, 38(10): 1589-1597.
GAO Caixia, WU Tong, FU Ziyi. Remaining useful life prediction for rolling bearings based on linear regression and EEMD[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2019, 38(10): 1589-1597.(in Chinese)
- [12] LIN H L, LEI Z H, WEN G R, et al. A novel approach of label construction for predicting remaining useful life of machinery [J]. *Shock and Vibration*, 2021, 2021(1): 6806319.
- [13] LI N P, LEI Y G, 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.
- [14] WANG Y, PENG Y Z, ZI Y A, et al. A two-stage data-driven-based prognostic approach for bearing degradation problem[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2016, 12(3): 924-932.
- [15] PINEDO-SANCHEZ L A, MERCADO-RAVELL D A, CARBALLO-MONSIVAIS C A. Vibration analysis in bearings for failure prevention using CNN[J]. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2020, 42(12): 628.
- [16] ATAMURADOV V, MEDJAHER K, CAMCIF, et al. Feature selection and fault-severity classification-based machine health assessment methodology for point machine sliding-chair degradation[J]. *Quality and Reliability Engineering International*, 2019, 35(4): 1081-1099.
- [17] KEOGH E, CHU S, HART D, et al. Segmenting time series: a survey and novel approach[M]//MARK L, ABRAHAM K, HORST B. *Data Mining in Time Series Databases*. Singapore, Hackensack, NJ: World Scientific, 2004: 1-21.
- [18] EL-THALJI I, JANTUNEN E. A summary of fault modelling and predictive health monitoring of rolling element bearings [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015(60/61): 252-272.
- [19] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Wavelet filter-based weak signature detection method and its application on rolling element bearing prognostics [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 289(4/5): 1066-1090.
- [20] WANG B, LEI Y G, LI N P, 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.
- [21] 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.(in Chinese)
- [22] 刘路路. 基于特征融合和LSTM的滚动轴承剩余寿命预测[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [23] 许艳雷, 邱明, 李军星, 等. 基于SKF-KF-Bayes的滚动轴承剩余使用寿命预测方法[J]. *振动与冲击*, 2021, 40(19): 26-31, 40.
XU Yanlei, QIU Ming, LI Junxing, et al. Remaining useful life prediction method of rolling bearing based on SKF-KF-Bayes [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2021, 40(19): 26-31, 40. (in Chinese)
- [24] WANG F T, LIU X F, DENG G, et al. Remaining life prediction method for rolling bearing based on the long short-term memory network[J]. *Neural Processing Letters*, 2019, 50(3): 2437-2454.
- [25] ROHANI BASTAMI A, VAHID S. A comprehensive evaluation of the effect of defect size in rolling element bearings on the statistical features of the vibration signal [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 151: 107334.
- [26] XIA M, LI T, SHU T X, et al. A two-stage approach for the remaining useful life prediction of bearings using deep neural networks[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 15(6): 3703-3711.
- [27] JIN X H, SUN Y, QUE Z J, et al. Anomaly detection and fault prognosis for bearings [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2016, 65(9): 2046-2054.



第一作者简介:卢锦枫,男,1997年11月生,硕士生。主要研究方向为故障诊断。
E-mail: lujinfeng@stu.xmu.edu.cn

通信作者简介:罗华耿,男,1963年2月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为故障诊断、信号处理和结构动力学。
E-mail: luoh@xmu.edu.cn