

基于长短期记忆网络的滚动轴承寿命预测方法^{*}

王奉涛¹, 刘晓飞², 邓刚², 李宏坤², 于晓光³

(1. 汕头大学工学院 汕头, 515063) (2. 大连理工大学机械工程学院 大连, 116024)

(3. 辽宁科技大学机械工程与自动化学院 鞍山, 114051)

摘要 为解决滚动轴承剩余寿命预测问题,提出一种基于长短期记忆网络(long short-term memory,简称 LSTM)的剩余寿命预测方法。首先,从时域、频域及时频域特征中提取特征参数;其次,定义三个评价指标定量评估表征轴承退化过程的特征参数效果,筛选得到退化特征参数集,搭建长短期记忆网络预测模型并以归一化寿命值为标签训练神经网络;最后,用训练好的神经网络实现滚动轴承剩余寿命预测。通过滚动轴承全寿命试验证明,该方法可以准确预测滚动轴承剩余寿命,并与反向传播(back propagation machine,简称 BP)神经网络和支持向量回归机(support vector regression machine,简称 SVRM)的预测效果对比,验证了提出方法的有效性。

关键词 长短期记忆网络;寿命预测;退化;特征参数

中图分类号 TH165.3; TH17

引言

滚动轴承是机械设备中应用最广泛的旋转部件之一^[1]。对滚动轴承进行剩余寿命预测可以尽早发现轴承损伤与缺陷,预知设备退化规律,避免设备损坏及人员伤亡。因此,滚动轴承寿命预测具有重要研究意义。

滚动轴承振动信号分析方法一直是轴承状态监测技术中最有效的方法^[2]。从振动信号中提取特征参数以表征轴承退化程度并建模是进行寿命预测的主要途径。滚动轴承剩余寿命预测方法大致可分为两大类^[3]:基于模型驱动的使用寿命预测方法和基于数据驱动的使用寿命预测方法。常用的寿命预测模型包括指数模型、cox 模型及 Paris-Erdogan 模型等。丁峰等^[4]采用基于设备振动信号的均方根、峭度等统计特征,利用比例故障模型实现了对铁路机车轮滚动轴承的可靠性评估。王奉涛等^[5]采用通过核主元分析(kernel principal component analysis,简称 KP-CA)降维后的核主元作为威布尔比例故障模型的协变量估计模型参数,并对滚动轴承进行剩余寿命预测,取得了很高的准确度。基于模型驱动的方法利用专家知识与监测信息,可对滚动轴承剩余寿命进行比较准确的预测,但是对复杂的机械系统存在建

模困难、预测精度低等缺点^[3]。Tamilselvan 等^[6]将深度置信网络(deep belief networks,简称 DBN)应用到飞机发动机故障诊断,将 DBN 结合多传感器监测技术,对设备的健康状态进行诊断,取得了较高的识别率。Li 等^[7]提出一种多模式深度支持向量分类(multimodal deep support vector classification,简称 MDSVC)的方法,解决了单一振动源下齿轮故障识别精度不高的问题。Gebrael 等^[2]以滚动轴承故障频率及其谐波的振幅为特征参数,使用 BP 神经网络实现滚动轴承剩余寿命的预测。Guo 等^[8]采用循环神经网络提取表征轴承退化的特征量进行轴承剩余寿命预测,并用指数模型验证预测效果,取得了很高的预测精度。数据驱动的方法在机械原理难以明确,系统结构复杂而难以建立准确模型或者建模成本高的情况下,可以充分发挥自身优势^[3]。

循环神经网络(recurrent neural network,简称 RNN)主要用于处理时间序列信息,但是普通的 RNN 神经网络由于存在梯度消散和梯度爆炸等问题而无法处理长期依存的时间序列信息。笔者采用长短期记忆网络,解决了梯度消散和爆炸的问题,实现了滚动轴承全寿命振动信号的时间序列预测。试验结果表明,采用 LSTM 神经网络可以在滚动轴承运转期间,根据采集的振动信号准确预测剩余寿命。

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51875075,51775257)
收稿日期:2018-04-04;修回日期:2018-07-28

1 理论基础

1.1 循环神经网络(RNN)

滚动轴承的退化过程是一个故障累积和不断发展的过程,其状态变化不仅与当前时刻的监测信息有关,更与历史时刻的监测值相关。循环神经网络是一种记忆性神经网络,可以考虑当前和历史时期的记忆数据,实现预测过程,克服了传统神经网络无法利用历史时刻数据的弊端。RNN 可以被看作是同一神经网络的多次复制,其循环结构可以展开如图 1 所示。图中: (x_0, x_1, \dots, x_t) 为输入序列信息; (h_0, h_1, \dots, h_t) 为对应时刻的状态向量;每一层神经网络中的记忆细胞由 A 表示。

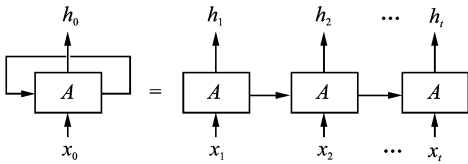


图 1 RNN 循环结构

Fig. 1 The recurrent structure of RNN

一层 RNN 由输入层、隐藏层及状态层组成。RNN 循环神经网络具有一定的记忆功能,但是由于 RNN 难以训练以及梯度弥散和梯度爆炸等问题而不能很好地处理长期依赖问题。

1.2 LSTM 神经网络预测模型

对于长期依赖问题,由于预测值需要依赖过多的历史数据,简单的 RNN 很难学到相应信息。LSTM 网络可以很好地解决长时依赖问题。

LSTM 网络的隐藏层结构为长短时记忆块,记忆块由 3 个控制门限和 1 个细胞结构组成,具体结构如图 2 所示。图中:矩形方框代表记忆细胞,细胞上的水平线传递细胞状态; f_t, i_t, o_t 分别为遗忘门、输入门和输出门。

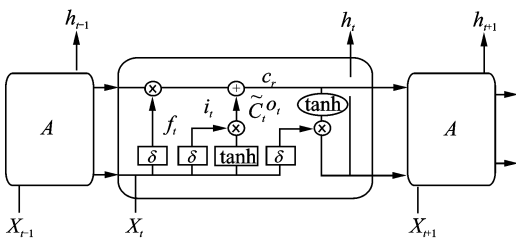


图 2 LSTM 细胞结构

Fig. 2 The cell structure of LSTM

LSTM 通过上一时刻输出 h_{t-1} 和当前时刻输入 x_t 共同组成的输入向量 $[h_{t-1}, x_t]$ 计算遗忘门 f_t 来控制记忆细胞状态

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

其中: W_f, b_f 分别为输入层权值和偏置向量; $\sigma(\cdot)$ 为激活函数,一般采用 sigmoid 函数。

接下来产生需要更新的新信息:输入门 i_t 通过 sigmoid 函数来决定哪些值用来更新; tanh 层生成新的候选值 \tilde{C}_t 作为当前层产生的候选值,添加到记忆细胞中

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (4)$$

其中: W_c, b_c 分别为状态更新层的权值和偏置向量; $\tanh(\cdot)$ 为 tanh 激活函数。

在输出层,网络通过输出门 o_t 控制更新状态的输出

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \tanh(C_t) \quad (6)$$

其中: W_o, b_o 分别为输出层的权值和偏置向量。

长短期记忆神经网络通过基于时间的反向传播(back propagation through time,简称 BPTT)算法训练,误差通过时间维度反向传播。经过训练使得网络可以实现时间序列数据的特征提取,从而使轴承在时间域的退化过程信息得到反映,因此对当前时刻之后的时间序列预测更加准确。

2 方法步骤

准确预测滚动轴承的剩余寿命,需要解决以下两个关键问题^[9]:①如何选择反映轴承退化趋势的特征参数以表征轴承退化过程。轴承退化过程复杂多变,存在很大的随机性,需要多元特征参数表征整个退化过程,且各参数的优劣程度需要一个定量的指标进行衡量;②如何选取合适的寿命预测模型。传统的数据驱动的神经网络预测模型只利用当前时刻的数据预测剩余寿命,数据波动对预测结果影响较大,不能很好地挖掘数据随时间变化的趋势特征,预测结果可信度低。笔者提出一种基于长短期记忆网络的滚动轴承剩余寿命预测方法,图 3 为该方法的流程图。具体步骤如下。

1) 特征参数提取:从轴承全寿命振动数据中提取时域、频域和时频域特征参数,并剔除不能反映轴承退化趋势和物理意义相似的特征参数,构成特征参数初选集。

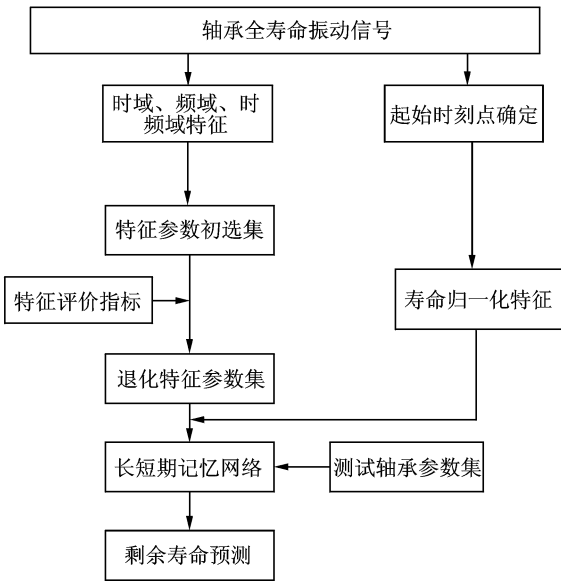
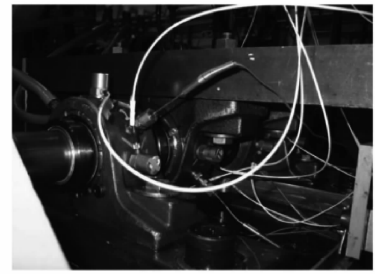
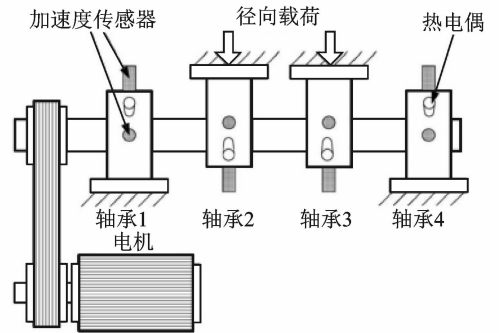


图 3 方法流程图

Fig. 3 Flowchart of the proposed method



(a) 轴承试验台
(a) Bearing test rig



(b) 传感器放置示意图
(b) Sensor placement illustration

图 4 试验台的装置示意图

Fig. 4 Bearing test rig and sensor placement illustration

2) 构建退化特征参数集: 定义轴承特征参数的时间相关性、单调性及可分性 3 项指标筛选特征参数, 构成退化特征参数集。

3) 确定退化起始时刻点: 以轴承正常工作时振动量为标准值, 当轴承振动量幅值短期内迅速增加的时点定义为轴承退化起始时刻。

4) 定义网络训练标签: 以轴承起始时刻点为预测起点, 将退化起始时刻至轴承完全失效的时间作为轴承剩余寿命, 将剩余寿命归一化到(0,1)之间作为 LSTM 网络训练的标签。

5) LSTM 网络训练: 确定网络训练参数, 以轴承退化特征集的各特征参数作为输入, 构建的剩余寿命归一化时间作为标签对网络进行训练^[9]。

6) 剩余寿命预测: 利用训练好的 LSTM 网络模型预测测试轴承剩余寿命, 验证模型准确性并应用于实际寿命预测工程中。

3 滚动轴承特征参数集的构建

3.1 滚动轴承试验台介绍

笔者研究的滚动轴承全寿命周期试验数据由美国辛辛那提大学智能系统维护中心(intelligent maintenance system, 简称 IMS) 提供^[10]。全寿命周期试验台装置示意图如图 4 所示。

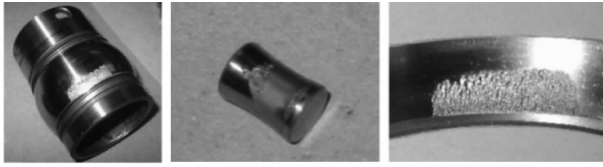
在同一轴上安装有 4 个 Rexnord ZA-2115 滚动轴承, 轴转速为 2 000 r/min。每个轴承的水平方向和竖直方向各装一个 PCB 353B33 加速度传感器。

振动信号通过美国国家仪器(NI)公司的 DAQ-CardTM-5052E 数据采集卡采集, 采样频率为 20 kHz, 采样点数为 20 480。

在相同状态下进行了两次试验, 试验轴承共 8 个, 轴承的失效状况并不相同。轴承状态在实验过程中不断退化, 而当试验停止时, 有的轴承仍处于中期故障甚至早期故障阶段, 不具备全寿命特征。试验一中轴承 3, 4 在运转后期, 其内圈、外圈均有严重失效情况, 如图 5 所示, 其中(a~c)分别为轴承内圈故障、滚动体故障及外圈故障下的实物图。本研究根据振动量的大小确定轴承的失效情况, 最终确定轴承 3、轴承 4、轴承 5 和轴承 8 共 4 个轴承在退化后期振动量大大超过正常状态振动幅值, 具有全寿命退化特征。因此, 本研究选择轴承 3, 4, 8 为训练轴承, 轴承 5 为测试轴承验证提出的剩余寿命预测方法的可行性。

3.2 轴承特征参数评价指标

滚动轴承退化过程是一个时序过程, 合适的退化特征量可以更好地描述轴承的退化状态, 从而进行轴承可靠性评估。在轴承全寿命周期过程中, 良好的退化特征量应具有时间相关性(correlation)、



(a) 内圈故障 (b) 滚动体故障 (c) 外圈故障
(a) Inner race defect (b) Roller element defect (c) Outer race defect

图5 轴承失效照片

Fig. 5 Failure photos of bearings

单调性(monotonicity)、退化阶段可分性(identifiability)3个特点^[11]。3项指标中:相关性度量特征信号序列与时间序列之间的相关程度;单调性用来描述特征信号序列持续增加或降低的趋势变化;可分性用来反映特征信号序列区分轴承正常运转及退化阶段的能力。

本研究用以上3个指标定量评估表征轴承退化过程的特征参数。对于特征信号序列 $\mathbf{F} = [f(t_1), f(t_2), \dots, f(t_K)]$ 和时间序列 $\mathbf{T} = [t_1, t_2, \dots, t_K]$, $f(t_k)$ 表示在时间 t_k 处对应的特征值, K 为样本时间总长度。根据振动幅值确定的退化起始时刻点为分界点,将轴承全寿命周期分为正常运转和退化阶段两部分,用 $\mathbf{C} = [c(t_1), c(t_2), \dots, c(t_k)]$ 表示。提出的3个指标中,相关性指标记为 $\text{Corr}(F, T)$, 单调性指标记为 $\text{Mon}(F)$, 可分性指标记为 $\text{Ide}(F, C)$, 3个指标计算公式如下

$$\text{Corr}(F, T) = \frac{\left| K \sum_k f(k)t_k - \sum_k f(k)t_k \sum_k t_k \right|}{\sqrt{\left[K \sum_k f(k)^2 - \left(\sum_k f(k) \right)^2 \right] \left[K \sum_k (t_k)^2 - \left(\sum_k t_k \right)^2 \right]}} \quad (7)$$

$$\text{Mon}(F) = \frac{1}{K-1} \left| \sum_k \delta(f(k+1) - f(k)) - \sum_k \delta(f(k) - f(k+1)) \right| \quad (8)$$

$$\text{Ide}(F, C) = \frac{\sum_{k=1}^K (f(k) - \bar{f})(c_k - \bar{c})}{\sqrt{\left(\sum_{k=1}^K (f(k) - \bar{f})^2 \right) \left(\sum_{k=1}^K (c_k - \bar{c})^2 \right)}} \quad (9)$$

3.3 轴承特征参数提取

首先,从滚动轴承全寿命振动信号中提取时域、频域及时频域的多个特征参数^[10],如时域特征均值、均方根值、峰值及峰值因子等;频域特征频谱幅值、功率谱幅值及倒频谱等;时频域特征小波包及

EMD分解的各频带能量熵、样本熵等特征。剔除主趋势单调性变化不明显和功能或意义相似但反映性能退化过程相对效果差的特征参数,最终筛选时域、频域、时频域特征共11个,其中:时域特征值有RMS、峭度(Kurtosis)、峰峰值(P-P)、峰值因子(PF);频域特征值有频谱均值(SpecM)、频谱均方根值(SpecRMS)、频谱方差(SpecV);时频域特征值有3层小波包分解的第3频带归一化小波包能量谱(E_3)和第7频带归一化小波包能量谱(E_7)、3层小波包分解的第3频带样本熵值(S_3)和第7频带样本熵值(S_7)。为了减少各个轴承自身制造、安装和实际工况不同而产生的差异,对提取特征进行标准化^[5]。

通过轴承振动数据构建特征参数初选集,根据提出的特征参数评价指标,分别计算11个特征量的相关性、单调性、可分性并根据式(10)加权作为评价特征参数的标准

$$J = \omega_1 \text{Corr}(F, T) + \omega_2 \text{Mon}(F) + \omega_3 \text{Ide}(F, C) \quad (10a)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} \omega_i > 0 \\ \sum_i \omega_i = 1 \quad (i=1, 2, 3) \end{cases} \quad (10b)$$

其中: J 为特征参数各项指标加权后的线性叠加; ω_i 为各指标的权重。

通过尝试不同的权重参数,当相关性、单调性、鲁棒性指标权重分别为0.35, 0.40, 0.25时,计算得到的每个特征参数指标加权值具有较好的区分度,易于从中筛选。根据训练轴承全寿命数据计算的3个特征参数评价指标如图6~8所示。将3个训练轴承特征参数评价指标加权平均值排序如图9所示。为保证所筛选特征参数的有效性,笔者设定指标限值为0.5。根据图中的结果,共选取了均方根值(root mean square, 简称RMS), SpecRMS等7个特征参数。

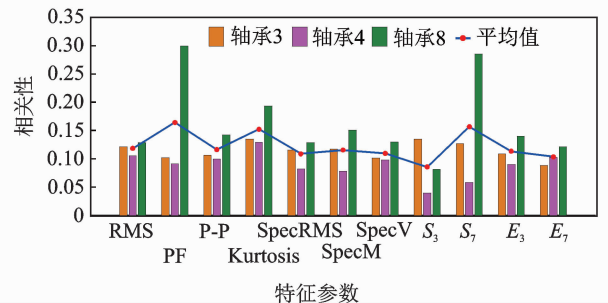


图6 特征参数相关性指标

Fig. 6 The correlation index of features

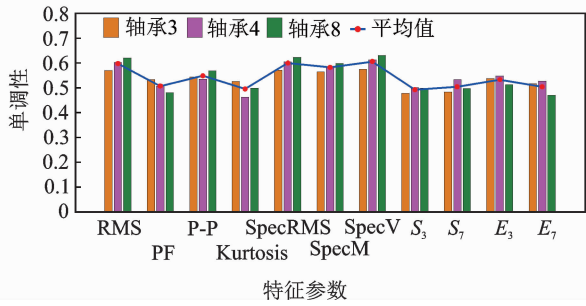


图 7 特征参数单调性指标

Fig. 7 The monotonicity index of features

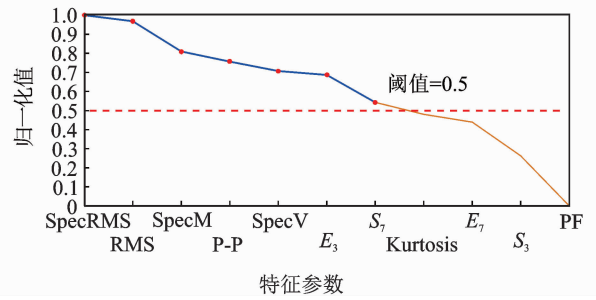


图 9 特征参数排序结果

Fig. 9 The ranking result of characteristic parameters

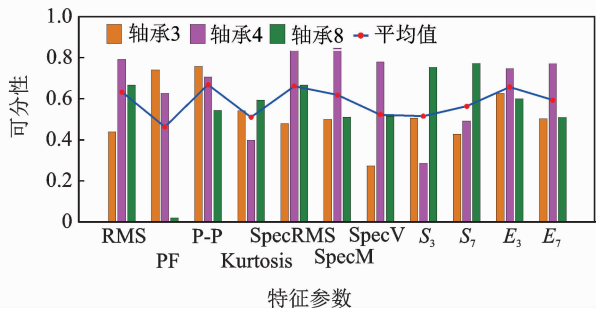


图 8 特征参数鲁棒性指标

Fig. 8 The robustness index of features

反映轴承全寿命周期退化过程,也证明了采用特征参数定量评价指标进行特征参数筛选的有效性。笔者采用的 LSTM 神经网络具有强大的历史信息利用能力,处理的历史数据为时间维度上的序列信息。因此,在选取的特征参数集中加入绝对时间因子作为表征轴承退化过程的一个特征量构建退化特征参数集。

以轴承 3 全寿命数据为例,振动信号如图 11 所示。由于采样间隔为 20 min,因此通过采样点数可以计划得到轴承运行时刻。根据振动量幅值确定轴承退化的开始时刻,并确定四个试验轴承退化起始时刻如表 1 所示。

图 10 是提取的特征参数在轴承全寿命退化过程中的变化趋势图。可以看出所筛选的各特征参数能够

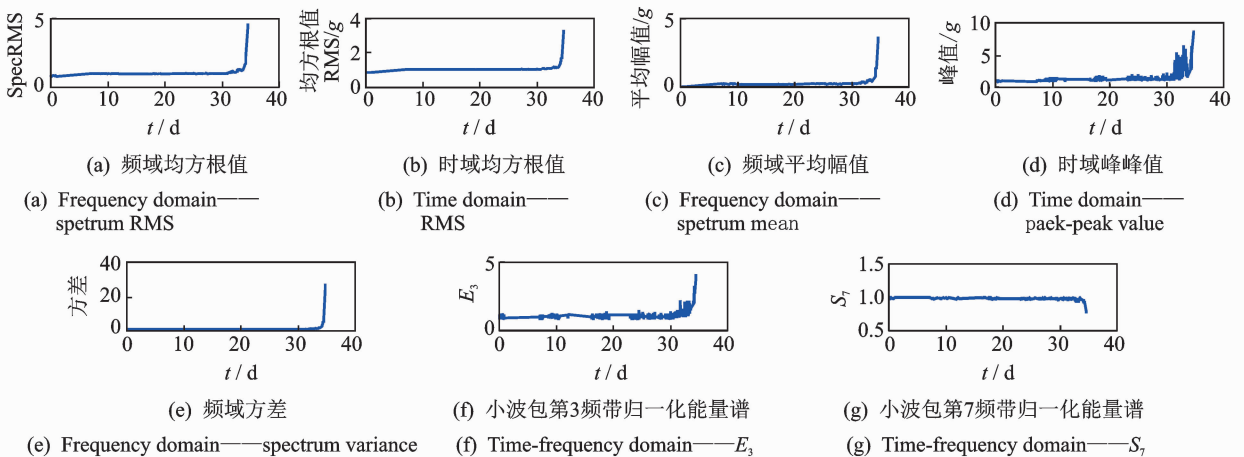


图 10 轴承 3 退化特征参数集

Fig. 10 The degradation feature parameter set

表 1 轴承退化时刻表

Tab. 1 Bearing degradation points

轴承编号	退化起始时刻/20 min
3 号轴承	1 793
4 号轴承	1 417
5 号轴承	696
8 号轴承	698

4 剩余寿命预测

为了验证剩余寿命预测方法的准确性,采用均方根误差(root mean square error,简称 RMSE)表征预测结果的准确程度。均方根误差定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (A_i - F_i)^2} \quad (11)$$

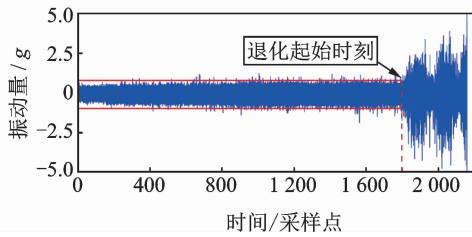


图 11 轴承 3 全寿命振动信号

Fig. 11 The full life vibration signal of bearing 3

其中: A_t 为剩余寿命在 t 时刻的真实值; F_t 为预测值。

确定轴承退化起始时刻点,建立 LSTM 网络的训练标签。构建 LSTM 神经网络预测模型,用训练轴承全寿命数据退化特征参数集训练 LSTM 网络,并利用 5 号轴承提取的特征值测试。同时,分别采用 BP 神经网络和 SVRM 进行对比试验,训练集和测试集数据均为按照本研究特征提取方法提取到的退化特征参数和标签,得到测试轴承 5 的预测值与实际值,对比结果如图 11 所示。表 2 列出了 LSTM 网络和 BP 神经网络训练时的网络参数。SVRM 核函数采用 RBF 核函数。

表 2 网络训练参数

Tab. 2 Network training parameters

网络参数	LSTM 网络	BP 网络
输入向量维度	8	8
输出向量维度	1	1
隐藏层单元数	256	[60,200,80]
网络层数	4	4
学习率	0.000 6	0.000 6
时间步长	30	无
批次大小	50	无

从图 12 中看出,采用基于 LSTM 网络的剩余寿命预测方法对轴承 5 进行测试,所得的预测寿命值与真实寿命值变化趋势相同,两曲线吻合程度高,

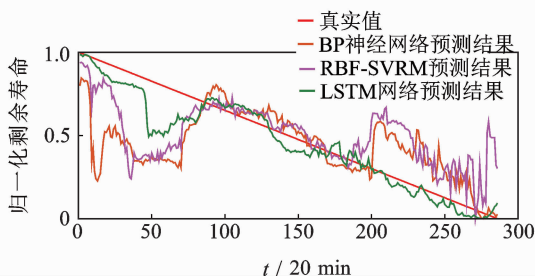


图 12 预测结果

Fig. 12 The prediction result

拟合效果较好,同时,随着轴承不断运转至失效,预测结果波动量逐渐变小,预测结果和真实值吻合程度增加。采用支持向量回归机进行回归预测,核函数为“RBF”时预测结果与真实值的吻合程度低于 LSTM 网络预测效果。BP 神经网络预测结果波动较大,预测精度低。

根据式(11)计算 4 种预测方法的预测误差如表 3 所示,可以看出 LSTM 网络方均根误差值为 0.091,小于其他两种方法,因此提出方法可以准确预测滚动轴承剩余寿命,为设备提供有效的维护策略。

表 3 预测误差

Tab. 3 Prediction error

采用方法	RMSE
LSTM 网络	0.091
RBF-SVRM	0.257
BP 神经网络	0.239

5 结束语

滚动轴承剩余寿命预测精度很大程度上取决于特征参数的提取。笔者通过特征参数评价指标对特征参数进行筛选,利用长短期记忆网络实现滚动轴承寿命预测,并验证了该方法的有效性。它具备以下特点:①采用特征参数评价指标定量计算特征参数的优劣程度,筛选出更能反映轴承在全寿命周期内退化过程的特征量,提高了寿命预测的精度;②确定了轴承开始退化时刻点,减少了寿命预测长度,提高了寿命预测准确度。采用时间归一化值作为训练标签,使得各个轴承均具有相同的变化区间和失效阈值,避免了失效阈值的确定对预测结果的影响;③采用多层长短期记忆网络,可以充分利用具有时间相关性的退化历史数据,得到轴承性能退化时的状态变化过程。另外,多层深度网络更好地实现了非线性函数映射,提高了轴承剩余寿命预测的精度。

参 考 文 献

- [1] QIU H, LEE J, LIN J, et al. Robust performance degradation assessment methods for enhanced rolling element bearing prognostics[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2003, 17(3):127-140.
- [2] GEBRAEEL N, LAWLEY M, LIU R, et al. Residual

life predictions from vibration-based degradation signals: a neural network approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2004, 51(3):694-700.

[3] 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.

[4] 丁锋,何正嘉,訾艳阳,等. 基于设备状态振动特征的比例故障率模型可靠性评估[J]. 机械工程学报, 2009, 45 (12):89-94.
DING Feng, HE Zhengjia, ZI Yanyang, et al. Reliability assessment based on equipment condition vibration feature using proportional hazards model [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2009, 45 (12): 89-94. (in Chinese)

[5] 王奉涛,陈旭涛,柳晨曦,等. 基于 KPCA 和 WPHM 的滚动轴承可靠性评估与寿命预测[J]. 振动、测试与诊断, 2017, 37(3):476-483.
WANG Fengtao, CHEN Xutao, LIU Chenxi, et al. Rolling bearing reliability assessment and life prediction based on KPCA and WPHM[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 476-483. (in Chinese)

[6] TAMILSELVAN P, WANG P. Failure diagnosis using deep belief learning based health state classification[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 115(7):124-135.

[7] LI C, ZURITA G, CERRADA M, et al. Multimodal

deep support vector classification with homologous features and its application to gearbox fault diagnosis[J]. Neurocomputing, 2015, 168(C):119-127.

[8] GUO L A, Li N P, FENG J, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings [J]. Neurocomputing, 2017, 240(C):98-109.

[9] ALI J B, CHEBEL-MORELLO B, SAIDI L, et al. Accurate bearing remaining useful life prediction based on Weibull distribution and artificial neural network[J]. Mechanical Systems & Signal Processing, 2015, 56-57:150-172.

[10] 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 & Vibration, 2006, 289(4):1066-1090.

[11] ZHANG B, ZHANG L J, XU J W. Degradation feature selection for remaining useful life prediction of rolling element bearings [J]. Quality & Reliability Engineering International, 2016, 32(2):547-554.



第一作者简介:王奉涛,男,1974年2月出生,博士、教授。主要研究方向为高端装备智能运维,寿命预测技术。曾发表《基于流形-奇异值熵的滚动轴承故障特征提取》(《振动、测试与诊断》2016年第36卷第2期)等论文。
E-mail:ftwang@stu.edu.cn



欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管,南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办,是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献,包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等,不拘泥于行业和测试项目。

本刊为 EI Compendex 数据库收录期刊和中文核心期刊,双月刊,每逢双月末出版,每本定价 30 元,全年 180 元。欢迎订阅和投稿,欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址:南京市御道街 29 号 邮政编码:210016 电话:(025)84893332
 传真:(025)84893332 E-mail:qchen@nuaa.edu.cn 网址:http://zdc.nuaa.edu.cn

