

# Bi-LSTM 神经网络用于轴承剩余使用寿命预测研究

申彦斌, 张小丽, 夏 勇, 杨 吉, 陈双达

(长安大学工程机械学院道路施工技术装备教育部重点实验室, 陕西 西安 710064)

**摘要:** 为有效获得轴承退化过程, 设计一种改进损失函数的卷积自编码器(Convolutional Autoencode), 使其可从多传感器采集的振动信号中提取轴承健康状态, 避免了局部信息的丢失, 同时得到了更深层次的故障特征。提出了一种基于双向长时记忆网络(Bi-directional LSTM)的循环神经网络结构, 利用其对时间序列数据的处理能力, 学习轴承在实际工作过程中的退化规律, 实现对轴承的剩余使用寿命预测。此外, 为进一步提升模型的预测准确率及泛化能力, 设计接收随机长度样本的 Bi-LSTM 网络进行训练, 使得模型接收连续数据而不是分段的数据。最后, 使用 NASA 的 IMS 数据集进行了验证和对比试验, 得出本文所构建的 CE-Bi-LSTM 轴承健康预测模型相较于其他方法具有更准确的预测能力。

**关键词:** 故障诊断; 滚动轴承; Bi-LSTM 网络; 多传感器样本; 变长度输入

**中图分类号:** TH165+.3; TH133.33; TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)02-0411-10

**DOI:** 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.02.022

## 引 言

滚动轴承是旋转机械中最关键的部件之一, 机械设备在经过长时间、高强度的运行后, 其内部轴承极容易发生损坏<sup>[1]</sup>。在运行过程中轴承会承受各种机械应力和热应力, 超过 40% 的电动机故障与轴承故障有关<sup>[2]</sup>。轴承的失效在工程实践中可能造成巨大的生产损失和人员伤亡, 因此, 为控制机械设备的故障风险, 有效提高旋转机械设备正常运行的持续性、可靠性、可维护性, 保证作业安全, 降低运营维护成本, 有必要深入研究滚动轴承的状态监测和故障预测方法。若提前发现并排除潜在故障, 既能保障设备安全、可靠、高效地工作, 又可以避免出现突发事件, 减少人力财力损失。因此, 对轴承进行准确的故障检测和剩余使用寿命预测对降低设备维护成本和减少停机时间具有重大意义<sup>[3]</sup>。特别地, 基于当前设备健康状态实时预测其性能退化情况在如今的制造业已发展成为一个活跃的研究领域<sup>[4]</sup>。近年来, 涉及机械故障预测的相关研究层出不穷, 主要研究方向为基于物理模型和基于数据驱动的健康预测<sup>[5]</sup>。基于物理模型的方法在很大程度上依赖于物

理系统领域的专业知识, 模型通常表现出较弱的泛化能力<sup>[6]</sup>。而基于数据驱动的预测方法由于其较强的适应能力近几年来被广泛应用<sup>[7]</sup>。机器学习作为典型的数据驱动方法, 根据实时、历史数据和关系型数据, 构造出近似模型来逼近真实情况, 建立预测模型。在此基础上, Wu 等<sup>[8]</sup>提出了一种基于自回归滑动平均法(ARIMA)的旋转机械振动特性趋势分析方法。为提高预测精度, Liu 等<sup>[9]</sup>提出了利用二次规划来提升鲁棒性。此外, Wu 等<sup>[10]</sup>利用了随机森林回归方法来预测铣削过程中的刀具磨损。随着现代计算能力的快速提升, 计算效率的提高, 深度学习方法因其在复杂系统中强大的学习能力, 已成为预测领域的新兴研究课题之一<sup>[11]</sup>。在生物大脑结构的启发下, 深度学习成为一种在深层结构中自动学习数据特征的监督/非监督机器学习技术。深度学习在大多数情况下, 利用振动信号来监测滚动轴承的健康状况, 因为信号中包含了故障发生的重要信息<sup>[12]</sup>。Hasani 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于自动编码器的预测方法, 用于准确识别轴承退化起始点。Wang 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于深度置信网络(DBN)的抛光材料去除率预测方法。Liao 等<sup>[15]</sup>提出了一种含有正则化项的玻尔兹曼机(RBM)来预测机器剩余使用寿命。

**收稿日期:** 2019-05-06; **修订日期:** 2019-11-18

**基金项目:** 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2021M-169); 中央高校基本科研业务费(300102259203); 装备预研教育部联合基金资助项目(6141A02033111)

Wang 等<sup>[16]</sup>将卷积神经网络(CNN)用于从时频谱中学习特征,从而对故障自动识别。然而,以上文献所介绍方法对滚动轴承进行健康状态及剩余寿命预测至少还存在以下问题需要解决:1)从轴承原始振动信号有效地提取健康特征量是进行后续健康状态及寿命预测的关键步骤<sup>[17]</sup>,目前广泛使用的方法是通过降维将多个时频域统计特征融合为一个统一的健康特征量,这种策略的目的在于去除多余的特征量,并获取便于识别的低复杂度健康状况信息<sup>[18]</sup>,实现数据的可视化。然而轴承在出现一些故障之前,经常难以获得统计特征有价值的极值;2)在预测过程中,由于支持向量回归(SVR)等机器学习方法和DBN,CNN等神经网络模型只能学习到单一时刻的振动信号规律,无法发现多个时间序列数据中有用的特征和相关性。

循环神经网络(RNN)主要用途为处理和预测时序数据,已被应用于预测轴承的健康状况<sup>[19]</sup>。受先前研究的启发,本文采用RNN的一个重要结构——长短时记忆网络(LSTM),利用其长期记忆的特性来捕捉时间序列数据中的相互关系,获得更好的预测准确率。相较于标准的RNN,长短时记忆网络使用历史信息来帮助当前决策,可以有效克服训练过程中“长期依赖”的问题。Zhang 等<sup>[20]</sup>将“波形熵”作为轴承健康指标输入到LSTM中用于预测其剩余使用寿命。Li 等<sup>[21]</sup>设计了一种基于核主成分分析(KPCA)的改进轴承健康指标,并堆叠多层循环神经网络进行健康预测。为进一步提取原始振动信号中的故障信息,接收多个传感器时序信号输入,本文利用卷积自编码器(Convolutional Autoencoder)提取轴承健康状态的同时还原输入信号,并设计可变长度输入的双向长短时记忆网络(Bi-directional LSTM),采取预测-还原逐步迭代的方法形成CE-Bi-LSTM预测模型,充分学习轴承振动信号时序特征,使得模型的泛化性大大提升。

## 1 CE-Bi-LSTM模型及预测方法

针对由滚动轴承损坏所导致的试验装备故障以及工程实际装备故障,本文提出的CE-Bi-LSTM预测过程主要经历由基于改进卷积自编码器网络的轴承退化特征提取和基于RNN网络Bi-directional LSTM模型的轴承健康状态预测两个步骤。其中,前者利用滚动轴承寿命周期内的原始数据生成健康状态特征曲线,后者通过训练Bi-directional LSTM来预测未来轴承健康状态。

### 1.1 健康状态特征量提取

#### 1.1.1 卷积自编码器退化特征提取

提取滚动轴承退化特征的传统方法主要是对轴承振动信号做频谱分析,一般在时域内、频域内以及时频域内提取各种统计量作为特征,表1为时频域常用特征统计特征量。然而,这些统计量各自具有不同的范围,在特征提取过程中各个量之间的权重关系也不得而知<sup>[22]</sup>。在传统滚动轴承故障诊断模型中,其诊断效果往往会受到大量随机噪声的干扰<sup>[23]</sup>,鉴于滚动轴承原始振动数据通常具有较高的维度和深层次的非线性分布规律<sup>[24]</sup>,本文利用深度卷积自编码器对原始数据进行降维特征提取,由于被迫的降维,自编码器会自动习得训练样本的特征。

表 1 时频域特征统计量

Tab. 1 Time-frequency domain feature statistics

时域特征	频域特征
$TD_1 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$	$FD_1 = \sqrt{\frac{2}{N} \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} s_i^2}$
$TD_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  x_i $	$FD_2 = \sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} s_i$
$TD_3 = \left( \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{ x_i } \right)^2$	$FD_3 = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}} (s_i)^2}{\sum_{i=1}^{\frac{N}{2}}  s_i }}$
$TD_4 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$	$TFD_1 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w c_i^2}$
$TD_5 = \max(x_i) - \min(x_i)$	$TFD_2 = \max(w c_i)$

深度卷积自编码器是一种具有隐含层的神经网络模型,输出层用于对原始输入数据进行还原,中心隐藏层一般对高维度的输入数据进行降维特征提取,因此其节点个数也一般低于输入层。给定输入数据  $X \in \mathbf{R}^{1 \times d}$ ,隐藏层输出  $h(X)$  可以表示为

$$h(X) = F(XW_1 + b_1) \quad (1)$$

式中  $F(\bullet)$  为激活函数,  $W_1$  为编码层的权重矩阵,  $b_1$  为编码层的偏置向量。隐藏层的输出  $h$  会经过重构以后还原为  $Y \in \mathbf{R}^{1 \times d}$

$$Y = F(h(X)W_2 + b_2) \quad (2)$$

式中  $W_2$  为解码层的权重矩阵,  $b_2$  为解码层偏置向量。训练目的为最小化重构误差,损失函数一般设计为

$$J(\theta) = \sum_i \frac{1}{2} \|y^i - x^i\|^2 \quad (3)$$

式中  $\theta$  代表所有需要训练的参数,为了防止过拟合现象,通常在损失函数中还需要加入正则化项,因此自编码器的损失函数一般为

$$J(\theta) = \sum_i \frac{1}{2} \|y^i - x^i\|^2 + \frac{\lambda}{2} \sum (w_{ij})^2 \quad (4)$$

式中  $\lambda$  为正则化的基本参数,  $w_{ij}$  为权重参数。

具体到本文中,如图1所示,对于给定轴承生命周期时序数据  $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_T]$ ,  $T$  为最大生命周期,假定其中  $x_t$  为  $t$  时刻给定的输入数据。这里,  $x_t \in \mathbf{R}^{d \times 2}$  为经多传感器所读取到的周期振动信号,经过多层卷积与池化降维进行编码,生成代表第  $t$  时刻的状态特征量  $p_t$ ,再经过多层反卷积进行解码重构,将原始输入量  $x_t$  作为预期输出构建损失函数。在卷积层中,输入数据  $x_t$  的各个局部与卷积核进行卷积运算,由于卷积运算具有参数共享的特点,在大大减少训练参数的同时,卷积核又能提取到数据的局部特征,经多层卷积池化便可生成原始输入数据的整体特征量即轴承健康状态量  $p_t$ 。以  $K_i^l$  表示第  $l$  层卷积中第  $i$  个卷积核,  $x_i^{(l)}$  表示  $l$  层输出第  $j$  个局部区域,则卷积输出为

$$y^{(i,j)} = K_i^l(j) * x_i^{(j+j')} = \sum_{j=0}^W K_i^l(j) x_i^{(j+j')} \quad (5)$$

式中  $*$  为卷积运算符,  $W$  为核宽度,  $K_i^l(j)$  为卷积核  $K_i^l$  中的第  $j$  个权重。激活函数可以使卷积神经网络获取到原始振动输入信号的非线性表达,ReLU 作为激活函数在使用反向传播算法训练时可以大大加快网络收敛速度,在卷积神经网络中被广泛应用,其函数表达式为

$$a^{(i,j)} = f_{\text{ReLU}}(y^{(i,j)}) = \max\{0, y^{(i,j)}\} \quad (6)$$

式中  $y^{(i,j)}$  为卷积运算输出,  $a^{(i,j)}$  为第  $l$  层经激活函数的输出值。为了降低数据维度并且减少训练参数总量,每一层卷积过后还需经池化层,通常采用最大池化层在减少参数量的同时保留数据特征量,则池化后的输出为

$$p^{(i,j)} = \max_{(j-1)W+1 \leq s \leq jW} \{a^{(i,s)}\} \quad (7)$$

式中  $a^{(i,j)}$  为卷积层输出,  $s \in [(j-1)W+1, jW]$ 。最终经全连接层得到单个健康状态指数  $p_t$  后再进行解码重构,类似于编码过程,采用反卷积运算得到原始输入  $y_t$ 。其函数式简单描述为

$$y_t = f^{-1}(p_t) \quad (8)$$

式中  $f^{-1}(\bullet)$  为式(5),(6),(7)反卷积逆向运算,即重构过程。

为使卷积自编码器提取到不同时刻的健康特征量沿时间方向保持全局单调性,其训练损失函数除包括式(4)中的正则项和重构误差项以外,还加入以下损失量使得  $p_t$  有随时间非线性增加的趋势,等同于在训练过程中加入先验知识——轴承运行时间越久,出现故障概率越高。

$$\sum_i \frac{1}{2} \left\| \frac{\zeta^{\frac{t}{T}} - 1}{\zeta - 1} - p_t \right\|^2 \quad (9)$$

式中  $\zeta > 1$  为预设参数。因此,完整损失函数为

$$J(\theta) = \sum_i \frac{1}{2} \|y_t - x_t\|^2 + \frac{\lambda}{2} \sum w_{ij}^2 + \eta \sum_i \frac{1}{2} \left\| \frac{\zeta^{\frac{t}{T}} - 1}{\zeta - 1} - p_t \right\|^2 \quad (10)$$

式中  $\eta$  为权衡单调性的系数。然后,采用随机梯度下降算法对以上自编码器进行训练,最小化损失函数即式(10)的值。

### 1.1.2 指数加权移动平均处理过程

如图1所示,通过卷积自编码器所提取到的状态特征量  $\mathbf{P} = [p_1, p_2, \dots, p_T]$  作为轴承的健康指数描述其生命周期的退化过程。此时的特征量虽然随着时间具有一定的规律性,但其依然存在不少的随机噪声使得特征曲线具有随机性<sup>[25]</sup>,这会影响到模型的学习和预测效果。因此,本文提出利用指数加权平均值(Exponentially Weighted Moving-Average)算法对其退化过程进行改进。指数加权平均法是一种处理时间序列非常有效的数据平滑方法<sup>[26]</sup>,其计算公式为

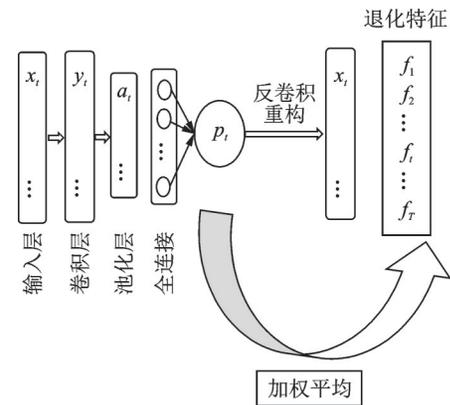


图1 退化特征提取结构示意图

Fig.1 Schematic diagram of the degenerate feature extraction structure

$$f_t = \alpha(p_t + \beta p_{t-1} + \beta^2 p_{t-2} + \dots + \beta^{t-1} p_1) \quad (11)$$

式中  $\alpha \in (0, 1)$  为滑动系数,  $\beta = 1 - \alpha$  为常量;  $p_t$  为  $t$  时刻原始健康指数值,  $f_t$  为  $t$  时刻预期健康指数值。通过式(11)可以看出,指数加权平均值算法结合历史与当前原始状态参数来获得当前更加准确的轴承健康指数。当参数  $\alpha$  比较大的时候,现有原始健康指数在最终的健康评估中占有较大的权重,反之同理。而且不同时刻的健康指数对当前的评估结果具有不同的权重。总之,当前  $t$  时刻的轴承状态取决于前  $t-1$  个时刻的历史状态。这样,通过指数

加权平均值算法对轴承原始退化过程进行处理,在消除局部随机性的同时又保持了其生命周期健康状态固有的变化趋势。

## 1.2 基于 Bi-directional LSTM 的轴承故障及寿命预测

对于给定以  $t$  时刻开始、长度为  $n$  的滚动轴承原始时序振动信号数据  $X = [x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+n}]$  和由 1.1 节得出的与之相对应的轴承健康状态  $F = [f_t, f_{t+1}, \dots, f_{t+n}]$ , 本文旨在探索由振动传感器所获得信号  $X$  随时间演变规律来预测轴承未来健康状态, 可用以下函数式描述其过程

$$\{f_{t+k}, f_{t+k+1}, \dots, f_{t+k+n}\} = F(\{x_{t+1}, x_{t+2}, \dots, x_{t+n}\}; \theta) \quad (12)$$

式中  $k \in (0, n)$  为预测滞后值,  $\theta$  为模型待训练变量集合。由此可假设轴承未来健康状态取决于之前传感器所测振动信号。在预测过程中主要挑战在于获得轴承健康状态和原始振动数据随时间变化的非线性相关性。为了解决此问题, 本文利用了一种深度学习理论模型——双向长短时记忆网络 (Bi-directional LSTM), 它可以提取到时间序列数据中的时变规律, 在信息正向输入网络用于预测后, 再反向输入网络以达到增加预测平顺度以及去除数据不确定性的效果。

### 1.2.1 循环神经网络及 LSTM

循环神经网络 (RNN) 是一种人工神经网络, 由其节点间的依赖关系形成有向循环<sup>[27]</sup>。此种网络结构会对每一个时刻的输入结合当前模型的状态给出一个输出, 其基本结构如图 2 所示。与一般的神经元不同, 每层循环神经元不仅接收当前输入  $x_t$ , 还要接收上一时刻的状态  $h_{t-1}$ , 这种循环的计算方法是通过沿时间步长轴展开来完成的<sup>[28]</sup>。当把原始时间序列  $\{\dots, x_{t-1}, x_t, x_{t+1}, \dots\}$  输入到网络输入层以后, 就会产生与之相对应的网络内部状态即输出  $\{\dots, z_{t-1}, z_t, z_{t+1}, \dots\}$ 。因此, 网络中有两组权重, 这里以  $t$  时刻输入  $x_t$  为例进行说明, 第一组权重负责建立输入  $x_t$  与相应输出  $z_t$  之间的关系, 而另外一组权重负责建立上一时刻状态  $z_{t-1}$  与输出  $z_t$  之间的关系。对于单个神经元来说, 其输出可以表示为

$$z_t = \phi(w_x^T x_t + w_z z_{t-1} + b) \quad (13)$$

式中  $w_x$  和  $w_z$  分别为与输入和状态相对应的权重,  $b$  为神经元节点偏置,  $\phi(\bullet)$  为神经元激活函数。

循环神经网络的训练为监督式训练, 首先, 对所有待训练参数进行一个随机的初始化, 然后将网络输出与已有的期望输出进行比较从而得到训练误差或者损失函数值。随后, 计算损失函数相对于训练

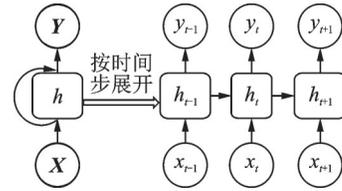


图 2 循环神经网络基本结构图

Fig. 2 Basic structure of the cyclic neural network

参数的梯度来更新参数值。最后, 继续迭代这个过程, 直到错误降低到低于预定阈值的水平, 或者完成预定的迭代次数。在实际训练过程中, 为了解决损失函数收敛到解决局部极小值的问题, 同时加快网络收敛速度, 一般将数据以批量的形式输入到网络中<sup>[29]</sup>。然而, 普通循环神经网络在训练过程中面临着一个重大的技术挑战——长期依赖问题。一旦训练时间步过长, 则未来时间步内便会丧失掉最早时间步的输入信息, 而其并没有单独控制网络内部“记忆”的结构, 在处理长时间序列时难以对输入时间序列和期望输出进行建模<sup>[29]</sup>。为了解决这个问题, 本文利用了一种由标准的循环层和附加的“记忆”控制门所组成的循环结构——长短时记忆网络 (LSTM)。

图 3 为典型的 LSTM 网络结构图, LSTM 相较于传统的循环神经网络结构体具有以下不同: 1) 循环体的状态量可以分为两部分, 长期状态  $c_t$  和短期状态  $h_t$ ; 2) 通过三个“门”来控制数据的流动, 分别为“遗忘门”、“输入门”和“输出门”。其中“遗忘门” $f_t$  负责从上一时刻的长期状态  $c_{t-1}$  中过滤掉无用的信息

$$f_t = \sigma(W_{xf}^T x_t + W_{hf}^T h_{t-1} + b_f) = \sigma(\bar{f}_t) \quad (14)$$

式中  $\sigma(\bullet)$  代表 Sigmoid 函数。

“输入门”控制当前时刻  $g_t$  输出对长期状态  $c_t$  的改变, 而“输出门”使用当前长期状态  $c_t$  的信息控制当前短期状态  $h_t$  的形成。  $i_t, \bar{i}_t, o_t, \bar{o}_t$  ( $i_t$  和  $o_t$  分别为输入门的输入值和输出门的输出值) 的计算方法都类似于式 (14), 而  $g_t$  输出由下式得出

$$g_t = \phi(W_{xg}^T x_t + W_{hg}^T h_{t-1} + b_g) = \phi(\bar{g}_t) \quad (15)$$

式中  $\phi(\bullet)$  为激活函数。很明显, 若把所有的控制门移除并且合并长期状态  $c_t$  和短期状态  $h_t$ , LSTM 循环体便会变为一个传统 RNN 循环体, 此时输出  $g_t$  相当于式 (13) 中的  $z_t$ ,  $c_t$  和  $h_t$  相当于式 (13) 中的  $z_{t-1}$ 。而在 LSTM 中, 输出  $g_t$  只会传输到当前的长短期状态  $c_t$  和  $h_t$  中, 其长短期状态分别通过以下子式求得:

$$c_t = f_t \otimes c_{t-1} + i_t \otimes g_t \quad (16)$$

$$z_t = h_t = o_t \otimes \phi(c_t) \quad (17)$$

式中  $\otimes$  数组元素表示按位做乘法。其中,长期状态  $c_t$  为 LSTM 中的主要状态量,由图 3 可以看出,  $c_t$  数据流在经“遗忘门”选择过后又在“输入门”进行信息注入,而不同于式(13)完整通过。

LSTM 网络的训练是通过时间序列的反向传播(BPTT)来完成的<sup>[30]</sup>,首先,计算更新增量  $\delta z_t$  为

$$\delta z_t = \Delta_t + W_{hg} \delta g_{t+1} + W_{hi} \delta i_{t+1} + W_{hf} \delta f_{t+1} + W_{ho} \delta o_{t+1} \quad (18)$$

式中  $\Delta_t$  为上一层增量所组成的向量。然后,基于权重的梯度值就可以由相应“门”的增量得出,例如,输出门增量为

$$\delta \bar{o}_t = \delta z_t \otimes \phi(c_t) \otimes \sigma'(\bar{o}_t) \quad (19)$$

与之对应权重的梯度为

$$\delta W_{xo} = \sum_{t=0} \langle \delta \bar{o}_t, x_t \rangle \quad (20)$$

式中  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  为向量外积运算。

### 1.2.2 Bi-directional LSTM

在神经网络中,其各层网络都可以看做是输入数据在特定维度的表达形式,层数多的网络可以更加深入地挖掘到网络输入跟输出之间在多维空间深层次的关系。深层体系结构的核心思想是从输入数据中逐步学习更高层次的表示,从而更好地提取到数据特征<sup>[31]</sup>。因此,本文将多个 LSTM 层堆叠到一起,更多的层数就有更大的能力去处理复杂的非线性映射。此外,本文还采用的一种双向 LSTM 结构(bi-directional LSTM),在 bi-directional LSTM 中,输入数据正向和逆向计算过程和结果是相互独立的。以下 4 式为输入数据逆方向计算过程:

$$\underline{f}_t = \sigma(\underline{W}_{xf}^T x_t + \underline{W}_{hf}^T \underline{h}_{t+1} + \underline{b}_f) = \sigma(\underline{\bar{f}}_t) \quad (21)$$

$$\underline{g}_t = \phi(\underline{W}_{xg}^T x_t + \underline{W}_{hg}^T \underline{h}_{t+1} + \underline{b}_g) = \phi(\underline{\bar{g}}_t) \quad (22)$$

$$\underline{c}_t = \underline{f}_t \otimes \underline{c}_{t+1} + \underline{i}_t \otimes \underline{g}_t \quad (23)$$

$$\underline{z}_t = \underline{h}_t = \underline{o}_t \otimes \phi(\underline{c}_t) \quad (24)$$

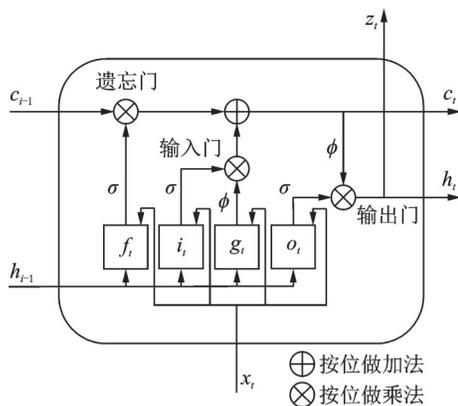


图 3 LSTM 循环体结构示意图

Fig. 3 Schematic diagram of the LSTM loop structure

图 4 为一个两层堆叠的 bi-directional LSTM 网络结构示意图,可以看到在两层之间,来自第一层两个方向的输出一起用于下一层的输入,从而获得深层次的特征表达。经过第二层以后,所得维度为  $\cdot \times 2$  的数据选取适当卷积核卷积运算降维作为最终输出,这样便可实现每个时间步长的最终预测结果由两个方向路径结果融合得出。

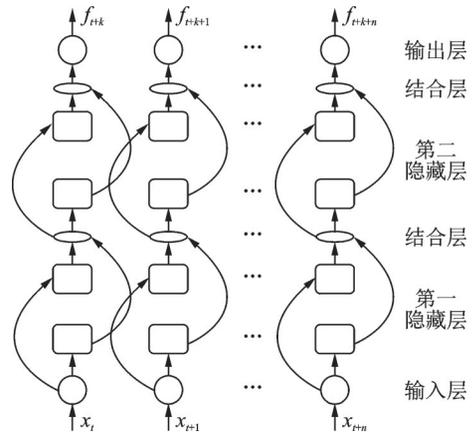


图 4 Bi-directional LSTM 网络结构图

Fig. 4 Bi-directional LSTM network structure

### 1.2.3 随机变长度样本输入

通常,轴承振动数据被分成长度相同的样本进行诊断模型训练。然而,若样本长度太小,则会导致数据所携带信息不足;若长度太大,又会使得模型复杂度提升,训练过程缓慢。即使对于适当长度的输入,考虑到实际信号的连续性,以前的信息仍然会丢失。得益于处理时间序列数据的优势,RNN 可以接收长度不同的输入数据。因此,本文提出一种生成不定长度样本的方法,对于固定长度单个样本  $\mathbf{X} = \{x_t, x_{t+1}, \dots, x_{t+n}\}$ ,本文模型实际输入为

$$\mathbf{X}' = \{x_{t+q+1}, x_{t+q+2}, \dots, x_{t+q+l}\} \quad (25)$$

式中  $l = \text{rand}(l_{\min}, n)$ ,  $q = \text{rand}(0, n - l)$ , 其中  $\text{rand}(\cdot, \cdot)$  代表取区间  $(\cdot, \cdot)$  中的随机值。定义  $\beta$  为长度损失,则

$$\beta = 1 - l_{\min}/n \quad (26)$$

很明显当  $\beta = 0$  时,网络输入为原始样本,长度为  $n$ 。若  $\beta > 0$  时,则输入长度为介于  $l_{\min}$  和  $n$  之间的随机值。这样,在不改变模型布局的情况下,训练样本的多样性可显著地增加。值得注意的是,即使对于相同的  $l$  和相同的样本,每次参数  $q$  也可能是不同的,因此可以认为模型接收连续的数据而不是分段的数据,从而显著地提高了训练模型的泛化能力。

### 1.3 模型训练及预测过程

本文所提出的模型训练分为两个部分,分别为

对卷积自编码器的无监督训练和对 bi-directional LSTM 网络的有监督训练。总体流程图如图 5 所示。首先,进行相关试验,获得轴承水平和垂直方向上的双通道全寿命周期振动信号。与常规故障诊断技术相比,卷积自编码器的最大优势之一是可以接收多维度张量形式的样本输入,即多传感器采集到的数据,多通道数据可以提供更准确的不同振动类型信息,相比从单个传感器中采集数据,可以显著提高模型预测精度以及泛化性。获得轴承全寿命周期振动信号  $X_{\text{life}} = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_T]$  后,便可将所有任意时刻的原始数据  $x_i$  作为样本,由式(10)构造出损失函数进行训练,直到其重构误差减小到预定值。目的在于卷积自编码器有效提取到轴承健康状态特征量  $p_i$  的同时,又可逆向重构输出  $x_i$ 。由此再经加权平滑处理后可得轴承生命周期的整体退化特征  $F_{\text{life}} = [f_1, f_2, \dots, f_i, \dots, f_T]$ 。

对 bi-directional LSTM 的训练,已有的预测模型通常利用提取到的特征量作为 LSTM 网络输入和期望输出,然而这难免会丢失原始信号所携带的有用信息。因此,本文直接将原始信号作为输入样本,而与其相对应一定时间步长的滞后健康状态量作为预期输出构造损失函数,进而对 bi-directional LSTM 进行训练。具体来讲,对于  $X_{\text{life}} = [x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_T]$ ,在其内部采用随机重叠采样方法随机截取多个时间步长为  $n$  的时序数据  $X = \{x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)}\}$ ,则预期的真实输出状态为  $F = \{f_{(1)+k}, f_{(2)+k}, \dots, f_{(n)+k}\}$ ,其中  $k$  为预先设定滞后时间步。通过将预测状态  $\hat{F}$  与真实状态  $F$  进行比较,建立损失函数并用于本文提出模型的反向传播训练,从而使得网络可从轴承的先前健康状态预测其后续健康状态。

在获取已训练好的模型后,其故障及剩余使用寿命的预测可通过迭代输入的方法进行。在每次迭

代中,输入由上一次迭代中输入数据的最后  $n-k$  时间步长和最后  $k$  步预测输出经重构组成。例如,对于已预测到的  $\hat{F} = \{f_{i+k}, f_{i+k+1}, \dots, f_{i+k+n}\}$ ,通过式(8)重构从而得到与之相对应的未来预期  $\hat{X} = \{x_{i+k}, x_{i+k+1}, \dots, x_{i+k+n}\}$ ,重复以上过程,经有限次的迭代输入便可获得未来轴承任意时刻健康状态及整体退化特征。给定故障特征阈值  $p_{\text{threshold}}$ ,轴承剩余寿命估计值  $T_{\text{remain}}$  经下式得出

$$T_{\text{remain}} = \inf \{k: p'_{(n+k)} \leq p_{\text{threshold}}\} \quad (27)$$

## 2 试验验证及方法对比

本节内容将该方法应用于经典滚动轴承数据集中,验证方法在故障预测中的有效性。并将所提出的模型与已有方法进行了比较,验证其性能是否得到改善。

### 2.1 数据集介绍及样本生成

为验证本文所提方法的有效性,本次验证使用辛辛那提大学智能维护系统中心(IMS)的开放实验数据设计训练样本。如图 6 所示,本实验平台使用 4 个 Rexnord Za-2115 双列轴承进行了轴承退化试验。通过弹簧机构将 6000 lb(2721.55422 kg)的径向载荷施加在轴和轴承上,在每个轴承的外壳上安装了两个加速度传感器,一个测垂直方向振动信号,另一个测水平方向振动信号。所有故障都是在超过设计寿命后发生的,轴承在发生故障时已经运行了 1 亿转。实验过程中每隔 10 min 测量一次振动信号,主轴转速恒定在 2000 r/min,采样频率为 20 kHz,每个样本包含 20480 个数据点。轴承从健康到损坏一共采样 2156 次,其中轴承 4 发生滚动体损坏,故采用轴承 4 振动信号进行模型有效性的验证,图 7 为轴承 4 生命周期内沿水平和垂直方向采集的原始振动信号。

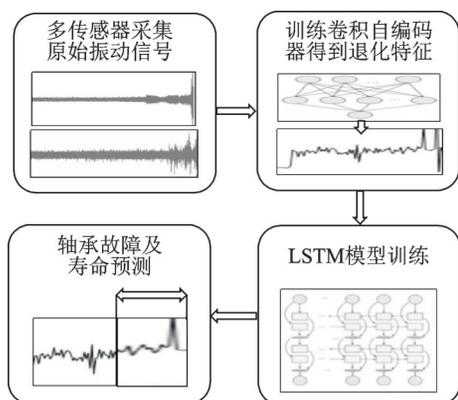


图 5 模型训练及预测流程

Fig. 5 Model training and forecasting process

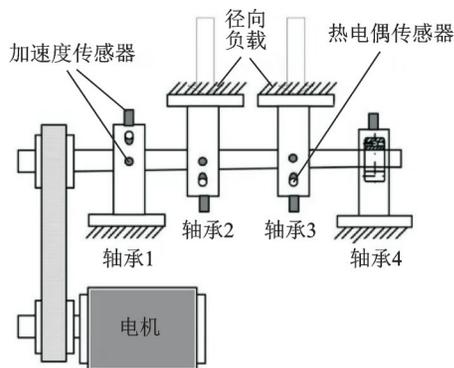


图 6 轴承试验台及传感器放置图

Fig. 6 Bearing test bench and sensor placement diagram

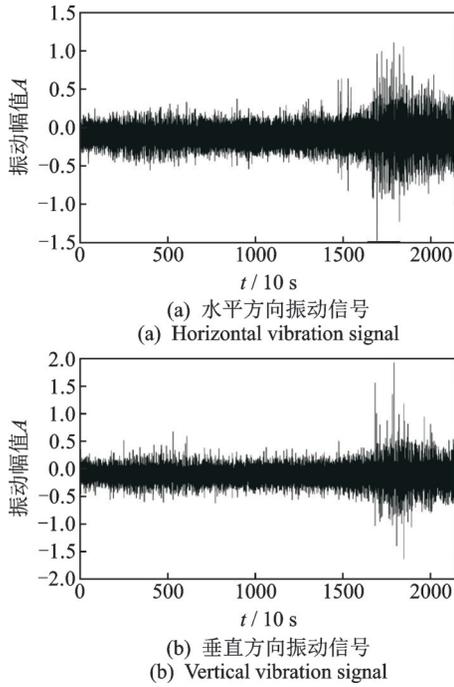


图7 轴承原始振动信号

Fig. 7 Bearing original vibration signal

如前所述,振动信号经计算得620个数据点为一个循环周期。因此,为保持单个训练样本的内部信息完整性,同时大大降低计算量,取各个传感器每次采样前1024个数据点作为其单时间步训练样本数据。这样,共由轴承生命周期内2156个样本组成卷积自编码器模型的训练集 $\mathbf{X}_{\text{lfe}} = [x_1, x_2, \dots, x_{2156}]$ ,  $t$ 时刻单个样本数据 $x_t$ 维度为 $[1024, 2]$ 。当卷积自编码器训练完成后,经式(5),(6),(7)即自编码器的编码过程便可获得轴承健康状态 $F_{\text{lfe}} = [f_1, f_2, \dots, f_{2156}]$ 。再通过前文所介绍方法生成时间步长为20,预测滞后为5的bi-directional LSTM训练样本,例如取 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_{20}\}$ 为原始输入,则与之相对应的期望输出为 $F = \{f_6, f_7, \dots, f_{25}\}$ 。然后,截取各个传感器每次采样后1024个数据点利用同样的方式生成模型测试集数据。

## 2.2 网络训练及验证结果

### 2.2.1 模型构建

深度学习方法的网络结构设计对网络的性能有很大的影响,过多的隐层和隐单元可以改善预测结果,但也会使模型过于复杂,计算量增加。然而,目前还没有成熟的理论基础来有效地选取这些超参数<sup>[32]</sup>。本次模型构建经反复尝试对比来搜索最优超参数。卷积自编码器的最终参数选择如下:卷积及池化层数为2,各层卷积核数目分别为32和64,核宽度为10,批量大小为30,训练轮数为2000,损失函数中 $\lambda = 0.2, \eta = 0.01, \zeta = 100$ 。

对于bi-directional LSTM,采用两层堆叠的方式,由于单时间步输入为二维数据,故先经一层单核卷积运算得到长度为1024的一维数据,则LSTM隐藏层节点个数同样为1024。网络单次训练批量大小设为为20,训练轮数设为500。

将Sigmoid函数作为全连接层激活函数,因此生成健康状态值范围保持在0到1之间。同时,采用自适应学习率算法(AdaGrad)对所有网络进行训练,免去了对学习速率参数的选取。网络待训练参数以随机高斯分布初始化,平均值为0,标准差为0.1。根据文献[33]设置bi-directional LSTM训练时输入数据的长度损失 $\beta = 0.5$ 。

### 2.2.2 结果分析

首先,利用上节所构造卷积自编码器对已有训练数据集 $\mathbf{X}_{\text{lfe}} = [x_1, x_2, \dots, x_{2156}]$ 进行训练,经预设轮数训练后,再将原始时序数据输入网络中提取健康特征量后做平滑处理。图8为轴承所提取到一维健康特征随时间退化曲线 $F_{\text{lfe}} = [f_1, f_2, \dots, f_{2156}]$ 。由图可知,轴承退化过程中,其健康状态量在各个时间段内都表现出局部不同的规律,整个运行退化过程可分为三个阶段,在I阶段试验刚开始进行,轴承健康状态特征量较小且随时间变化非常平稳;在II阶段,轴承处于健康运行状态,在局部有不合理突起,代表轴承在运行过程中因突发状况而产生的无效数据点,由于循环神经网络学习到的是时序数据的整体趋势,这类数据点并不影响模型性能;而在III阶段,健康特征量波动幅度加大,同时由于式(9)加入损失函数,使得轴承健康特征曲线整体变化趋势具有全局的单调性,从而符合实际工况先验知识以便于后续bi-directional LSTM网络的预测。

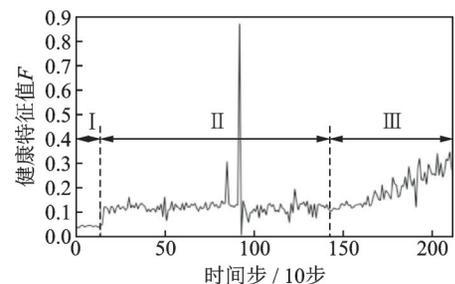


图8 轴承健康状态曲线

Fig. 8 Bearing health curve

很明显,直观上仅从少量已有健康特征量还难以得出轴承运行状态的准确预测。接下来,利用2.1生成的数据集对1.3节所提bi-directional LSTM模型做训练,经预设训练轮数后,如图9所示,网络代价函数值趋近于0,证明模型有效地学习到了原始

数据基于时序的分布规律。图10为测试样本在bi-directional LSTM模型上单次迭代的未来健康状态预测表现,显然,曲线被较好地进行了拟合,即本节所提出的方法能够很好地学习到轴承的退化趋势。另外,得益于LSTM网络结构结合所有历史信息对未来做预测的特点,可以看出局部某些较大的数值波动并不会影响到模型对整个轴承退化趋势的学习效果。

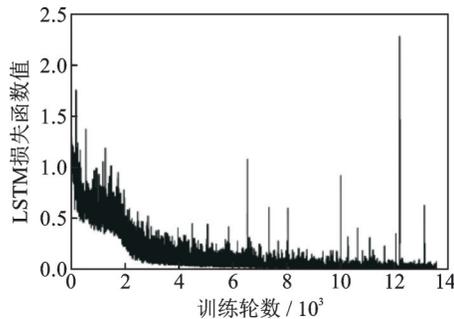


图9 损失函数下降趋势

Fig. 9 Loss function downtrend

而对于轴承剩余使用寿命的预测,则根据本文提出模型的方法,需要进行多次迭代输入,在每一次迭代中,前一次预测的最后一次输出附加在当前输入的末尾,当前迭代的最后输出等于或大于预设阈

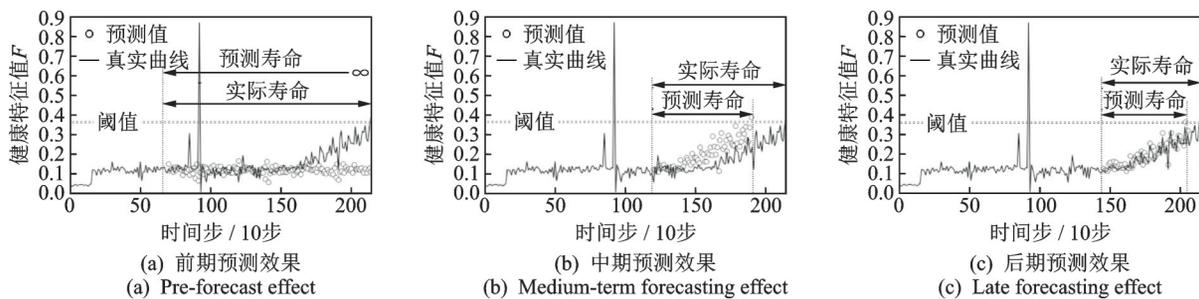


图11 不同时间段轴承剩余寿命预测效果

Fig. 11 Prediction of residual life of bearings at different time periods

### 2.3 方法对比验证

为验证本文所提方法的有效性和优越性,本节利用其他方法与其做对比实验。具体包括:1)人工提取振动信号将时频域特征输入至与提出算法相同的网络结构(Bi-LSTM);2)支持向量回归(SVR)方法;3)深度卷积神经网络(DCNN)模型;4)卷积自编码器提取特征输入单向长短时记忆网络(LSTM)模型。其中,方法(1)在原始数据各时段中提取表1中所列出的10个统计特征量作为输入样本;方法(2)采用径向基核函数使SVR模型具有非线性拟合能力;方法(3)构造三个卷积层(池化层)的卷积神经网络模型,每层以ReLU函数作为其激活函数;方法

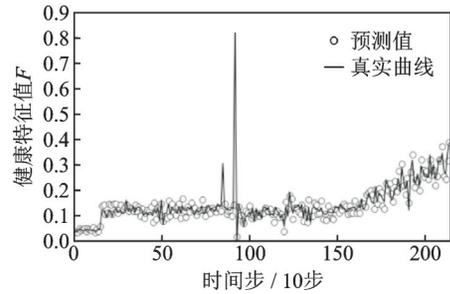


图10 Bi-directional LSTM单迭代步预测拟合

Fig. 10 Bi-directional LSTM single iteration step prediction fit

值时,预测结束,轴承寿命利用总迭代次数结合预测时间步滞后值计算得出。图11显示了利用不同时刻测试数据对轴承做剩余寿命预测的结果,通过将预测的退化趋势与实际的退化曲线进行比较,可以发现使用愈早期的数据进行预测,预测误差愈大。当取时间步100附近的测试数据进行预测时,模型无法感知到轴承在之后具有损坏趋势,因此不能对其寿命做有意义的评估;而测试数据取自120附近时间步时,模型显示出良好的退化趋势预测能力;进一步当测试数据取自145左右时,轴承剩余寿命的评估误差将进一步减小。可以看出,本文所提模型对轴承的故障发生以及使用寿命可以做到有效的预测评估。

(4)采用与本文提出的模型相同的网络结构,Bi-LSTM结构单元由基本LSTM结构单元替换。所有网络待训练参数以相同的分布初始化,每种方法取相同时间段测试数据分别重复20次,以20次预测结果的均方误差作为衡量各种方法优劣的量化指标,其对比结果如表2所示。可以看出,文中所提出的CE-Bi-LSTM模型明显优于其他方法。

表2 预测方法误差对比

Tab. 2 Comparison of prediction methods

方法	CE-Bi-LSTM	Bi-LSTM	SVR	DCNN	LSTM
预测均方误差值	175.5	204.9	242.2	221.9	237.8

### 3 结 论

针对滚动轴承剩余使用寿命评估方法,本文提出的CE-Bi-LSTM预测模型,充分利用了卷积自编码器提取多维数据内在分布特征的能力和LSTM学习时序数据随时间变化规律的能力。同时,对其网络结构和数据输入方式进行改进。为处理设备因实际工况干扰带来的数据不确定性问题,模型输入采用多传感器采集的多通道数据、并且设计不定长度输入的bi-directional LSTM网络结构。通过改进卷积自编码器损失函数,使其提取到的特征量既保留了数据内在分布特征,又加入“轴承沿时间方向逐渐退化”的先验知识,有效提升了模型的鲁棒性。相较于其他方法,CE-Bi-LSTM通过逐步迭代输入的方式不仅可以对轴承剩余使用寿命做评估,还可对其后续任意时刻运行状态进行预测。

本文采用开放实验数据对模型有效性进行验证,并对结果进行分析。可以看出,利用本文提出的模型预测轴承健康以及剩余使用寿命,其误差保持在可接受范围内,这在机械设备运转中可以提供有效的维护策略和指导。此外,轴承故障阈值的确定和一些神经网络的结构参数调整在故障预测问题上还是具有挑战性和研究意义的。因此,今后还将对这些问题进行更多的研究。

#### 参 考 文 献:

- [1] Tian Y, Ma J, Lu C. Rolling bearing fault diagnosis under variable conditions using LMD-SVD and extreme learning machine[J]. *Mechan. Mach. Theory*, 2015, 90: 175-186
- [2] Zarei J, Poshta J. Bearing fault detection using wavelet packet transform of induction motor stator current[J]. *Tribol. Int.*, 2007, 40(5): 763-769
- [3] Meng Z, Zhan X, Li J. An enhancement denoising auto-encoder for rolling bearing fault diagnosis[J]. *Measurement*, 2018, 130: 448-454.
- [4] Wu D, Liu S, Zhang L, et al. A fog computing-based framework for process monitoring and prognosis in cyber-manufacturing[J]. *Manuf. Syst.*, 2017, 43: 25-34
- [5] Qian Y N, Yan R Q, Gao R X. A multi-time scale approach to remaining useful life prediction in rolling bearing[J]. *Mechan. Syst. Signal Process*, 2016, 83: 549-567.
- [6] Shao H D, Jiang H K, Li X Q. Rolling bearing fault detection using continuous deep belief network with locally linear embedding[J]. *Comput. Ind.*, 2018, 96: 27-39.
- [7] Liu J, Wang W, Ma F. A data-model-fusion prognostic framework for dynamic system state forecasting[J]. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 2012, 25: 814-823
- [8] Wu W, Hu J, Zhang J. Prognostics of machine health condition using an improved ARIMA-based prediction method [C]. *ICIEA 2007, Second IEEE Conf. Ind. Electron. Appl.*, 2007: 1062-1067.
- [9] Liu K, Gebrael N Z, Shi J. A data-level fusion model for developing composite health indices for degradation modeling and prognostic analysis[J]. *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*, 2013, 10(3): 652-664.
- [10] Wu D, Jennings C, Terpenney J. A comparative study on machine learning algorithms for smart manufacturing: Tool wear prediction using random forests[J]. *Manuf. Sci. Eng.*, 2017, 139(7): 71018.
- [11] Ma M, Sun C, Chen X. Discriminative deep belief networks with ant colony optimization for health status assessment of machine[J]. *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, 2017, 66(12): 1-11.
- [12] Zheng J D, Cheng J S, Yang Y, et al. A rolling bearing fault diagnosis method based on multi-scale fuzzy entropy and variable predictive model-based class discrimination [J]. *Mechan. Mach. Theory*, 2014, 78 (16) : 187-200
- [13] Hasani R M, Wang G, Grosu R. An automated auto-encoder correlation-based health monitoring and prognostic method for machine bearing[J]. *arXiv: 1703.06272*, 2017.
- [14] Wang P, Gao R X, Yan R. A deep learning-based approach to material removal rate prediction in polishing [J]. *CIRP Ann. Manuf. Technol.*, 2017, 66 (1) : 429-432.
- [15] Liao L, Jin W, Pavel R. Enhanced restricted Boltzmann machine with prognosability regularization for prognostics and health assessment[J]. *IEEE Trans. Ind. Electron*, 2016, 63(11): 7076-7083.
- [16] Wang P, Ananya, Yan R, et al. Virtualization and deep recognition for system fault classification [J]. *J. Manuf. Syst.*, 2017, 44(2): 310-316.
- [17] Yu J B. Bearing performance degradation assessment using locality preserving projections and Gaussian mixture models [J]. *Expert Syst. Appl.*, 2011, 38 (6) : 7440-7450.
- [18] Kang S Q, Ma D Y, Wang Y J, et al. Method of assessing the state of a rolling bearing based on the relative compensation distance of multiple-domain features and locally linear embedding [J]. *Mechan. Syst. Signal Processing*, 2017, 86(part A): 40-57.
- [19] 赵建鹏,周俊. 基于长短时记忆网络的旋转机械状态预测研究[J]. *噪声与振动控制*, 2017, 37(4): 155-159.

- ZHAO Jianpeng, ZHOU Jun. State prognosis of rotary machines based on long/short term memory recurrent neural network[J]. Noise and Vibration Control, 2017, 37(4): 155-159.
- [20] Zhang B, Zhang S H, Li W H. Bearing performance degradation assessment using long short-term memory recurrent network[J]. Computers in Industry, 2019, 106: 14-29.
- [21] Li X Q, Jiang H K, Xiong X, et al. Rolling bearing health prognosis using a modified health index based hierarchical gated recurrent unit network [J]. Mechanism and Machine Theory, 2019, 133: 229-249.
- [22] Lei Y. Intelligent Fault Diagnosis and Remaining Useful Life Prediction of Rotating Machinery[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2016.
- [23] Guo L, Li N P, Jia F, et al. A recurrent neural network based health indicator for remaining useful life prediction of bearings[J]. Neurocomputing, 2017, 240: 98-109.
- [24] Kan M S, Mathew J. A review on prognostic techniques for non-stationary and non-linear rotating systems [J]. Mechan. Syst. Signal Processing, 2015, 62-63: 1-20.
- [25] Shao H D, Jiang H K, Li X Q. Rolling bearing fault detection using continuous deep belief network with locally linear embedding[J]. Comput. Ind., 2018, 96: 27-39.
- [26] Mahamad A K, Saon S, Hiyama T. Predicting remaining useful life of rotating machinery based artificial neural network [J]. Comp. Math. Appl., 2010, 60 (4) : 1078-1087.
- [27] Lipton Z C, Berkowitz J, Elkan C. A critical review of recurrent neural networks for sequence learning[J]. arXiv:1506.00019, 2015.
- [28] Hochreiter S, Schmidhuber J J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [29] Bottou L. Large-scale machine learning with stochastic gradient descent[C]. Proc. COMPSTAT, 2010: 177-186.
- [30] Greff K, Srivastava R K, Koutnik J, et al. LSTM: A search space odyssey [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2017, 28(10): 2222-2232.
- [31] Hinton G E. Learning multiple layers of representation [J]. Trends Cogn. Sci., 2007, 11(10): 428-434.
- [32] Shao H D, Zhao H W, Jiang H K, et al. An enhancement deep feature fusion method for rotating machinery fault diagnosis [J]. Knowl. -Base. Syst., 2016, 119: 200-220.
- [33] Liu H, Zhou J Z, Zheng Y, et al. Fault diagnosis of rolling bearings with recurrent neural network based autoencoders[J]. ISA Transactions, 2018, 77: 167-178.

## Bi-LSTM neural network for remaining useful life prediction of bearings

SHEN Yan-bin, ZHANG Xiao-li, XIA Yong, YANG Ji, CHEN Shuang-da

(The Ministry of Education Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment,  
School of Construction Machinery, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** Rolling bearing is a key part of rotating machine and its healthy condition is of significance on safety in production. The prediction for operating condition and residual lifetime of the rolling bearing is one of main challenges in intelligent diagnosis field. In order to attain the whole process of rolling bearing degradation, a method of Convolution Autoencode with improved loss function is proposed in this paper. The proposed method can obtain the condition of rolling bearing from vibration signals collected by multi-sensors avoiding the loss of local information as well as achieving fault character in deeper layer. Then a cyclic neural network structure based on bi-directional long and short time memory (Bi-LSTM) is suggested in this paper to learn the principle of rolling bearing degradation in practical work by means of its ability to process the time series data, which realizes the residual lifetime prediction of the rolling bearing. In addition, with the aim of improving the prediction accuracy and ability to be used widely of model, the Bi-LSTM network is trained by receiving the sample with random length to make the model accept continuous data instead of segmented data. Finally, the IMS data set from NASA is utilized to operate experiment and comparative test. The result shows that the proposed prediction model of rolling bearing lifetime based on CE-Bi-LSTM exhibits higher precision than that of other methods.

**Key words:** fault diagnosis; rolling bearing; Bi-LSTM network; multi-sensor sample; variant length input

作者简介: 申彦斌(1995-),男,硕士研究生。E-mail: shen18710939565@qq.com

通讯作者: 张小丽(1983-),女,博士,副教授,硕士生导师。E-mail: lilyzhang@chd.edu.cn