

强化学习长短时记忆神经网络用于状态预测*

李 锋^{1,2,3}, 陈 勇¹, 汤宝平², 王家序^{2,3}

(1. 四川大学机械工程学院 成都, 610065) (2. 重庆大学机械传动国家重点实验室 重庆, 400044)

(3. 四川大学空天科学与工程学院 成都, 610065)

摘要 提出基于强化学习三态组合长短时记忆神经网络(reinforcement learning 3-states combined long and short time memory neural network, 简称 RL-3S-LSTMNN)的旋转机械状态退化趋势预测新方法。笔者提出的 RL-3S-LSTMNN 中,采用最小二乘线性回归方法构造单调趋势识别器,将旋转机械整体的状态退化趋势分为平稳、下降、上升 3 种单调的趋势单元,并通过强化学习为每一种单调趋势单元选择一种隐层层数和隐层节点数与之相适应的长短时记忆神经网络,提高了 RL-3S-LSTMNN 的泛化性能和非线性逼近能力,使所提出的状态退化趋势预测方法具有较高的预测精度。用不同隐层数、隐层节点数和 3 种单调趋势单元分别表示 Q 表的动作和状态,并将长短时记忆神经网络(long and short time memory neural network, 简称 LSTMNN)输出误差与 Q 表的更新相关联,避免了决策函数的盲目搜索。结果表明:提高了 RL-3S-LSTMNN 的收敛速率,使所提出的预测方法具有较高的计算效率;滚动轴承状态退化趋势预测实例验证了该方法的有效性。

关键词 强化学习; 长短时记忆神经网络; 奇异谱熵; 趋势预测; 旋转机械

中图分类号 TH165.3; TH17

引 言

旋转机械广泛应用于各种关键的设备中,其性能状态直接决定着设备能否长期安全可靠地运行^[1]。由于目前对许多旋转机械建立物理失效预测模型十分困难^[2],基于数据驱动的状态预测方法获得了越来越多的关注和研究。基于数据驱动的状态退化趋势预测方法一般分为:现代模型预测方法(例如灰色模型(grey model,简称 GM)),数值分析预测方法(例如最小二乘支持向量机(least squares support vector machine,简称 LSSVM)等)和人工智能预测方法(例如专家系统和神经网络等)。文献[3]采用小波 GM 开发了一种用来预测旋转机械故障的分析仪。文献[4]在时序数据的特征空间上将预测当做高斯过程,利用贝叶斯预测模型(Bayesian prediction model,简称 BPM)进行风力发电机组轴承失效预测。文献[5]利用模糊神经网络对轴承进行剩余寿命预测。然而,以上预测方法仍存在很多缺陷。对于 GM,驱动变量之间的互相作用关系不

明确,未考虑在作用期内驱动变量对系统行为序列的作用强度随时间变化的问题,使得 GM 很难得到精确的预测结果。由于 BPM 通常无法及时找到最需要推理的因素,不能及时得到该因素的预测值。传统神经网络如 LSTMNN 和循环神经网络(recurrent neural network,简称 RNN)的隐层层数和隐层节点数的选择没有完善的理论指导^[6],一般只能靠经验选择,导致神经网络的预测精度和计算效率都不佳。作为一种解决序贯决策问题的机器学习框架,强化学习采用不断的“交互-试错”机制^[7],实现决策函数和环境的持续交互,从而学得完成任务的最优策略,契合了人类提升智能的行为决策方式^[8-13]。针对传统神经网络的隐层层数和隐层节点数根据经验选择导致泛化性能和非线性逼近能力不可控的问题,结合强化学习在行为决策方面的优势,在长短时记忆神经网络的基础上,笔者提出了强化学习三态组合长短时记忆神经网络。RL-3S-LSTMNN 具有较好的泛化性能、非线性逼近能力和收敛速率。

利用所提出的 RL-3S-LSTMNN 的优势,笔者

* 机械传动国家重点实验室开放基金资助项目(SKLMT-KFKT-201718);中国博士后科学基金第 60 批面上资助项目(2016M602685);四川大学泸州市人民政府战略合作项目(2018CDLZ-30);国家自然科学基金青年科学基金资助项目(51305283)

收稿日期:2018-09-03;修回日期:2019-04-16

提出了基于 RL-3S-LSTMNN 的状态预测方法。将该方法用于旋转机械状态退化趋势预测,可获得较理想的预测精度和较快的计算效率。

1 强化学习三态组合长短时记忆神经网络

1.1 RL-3S-LSTMNN 的理论模型

RL-3S-LSTMNN 模型通过构造单调趋势识别器将时序数据分为 3 个趋势单元(平稳、下降和上升),再采用强化学习分别为每个趋势单元选取一个隐层层数和隐层节点数与其变化规律相适应的长短时记忆神经网络。该模型如图 1 所示。

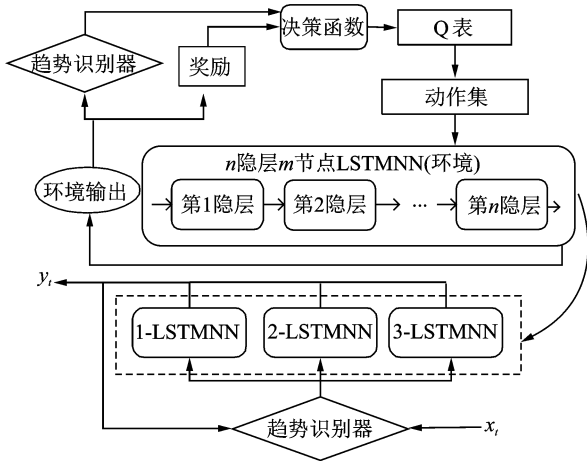


图 1 RL-3S-LSTMNN 模型

Fig. 1 Model of RL-3S-LSTMNN

RL-3S-LSTMNN 模型具体的思路如下:

1) 强化学习选取 LSTMNN 的过程。设时间序列为 $\mathbf{x}_t = [x_1, x_2, \dots, x_t]^T$; 在时域坐标中和 \mathbf{x}_t 相对应的点坐标为 $(1, x_1), (2, x_2), \dots, (t, x_t)$ 。构造最小二乘回归单调趋势识别器,该识别器构造过程如下:对点 $(1, x_1), (2, x_2), \dots, (t, x_t)$ 进行线性拟合,设拟合的直线方程为

$$x = ht + b \quad (1)$$

平方拟合误差为

$$\varphi(h, b) = \sum_{i=1}^t (hi + b - x_i)^2 \quad (2)$$

为了求出最优拟合方程,依据微积分求极值原理,需满足以下条件

$$\begin{cases} \partial\varphi(h, b) / \partial h = 0 \\ \partial\varphi(h, b) / \partial b = 0 \end{cases} \quad (3)$$

由式(3)解出拟合方程的斜率 h 和截距 b 。根据斜率 h 的值可判别该时序的趋势状态,趋势状态的具体界定判据如下:①如果 $\lambda < \operatorname{arctanh} h < \mu$,即为平稳趋势状态,记作 s_1 ;②如果 $-\frac{\pi}{2} \leq \operatorname{arctanh} h \leq \lambda$,即为下降趋势状态,记作 s_2 ;③如果 $\mu \leq \operatorname{arctanh} h \leq \frac{\pi}{2}$,即为上升趋势状态,记作 s_3 。

其中: $\lambda < 0$ 且 $\mu > 0$ 。以上就是最小二乘回归单调趋势识别器的构造过程。

将上述 3 种趋势状态作为强化学习的环境状态,决策函数依据当前的趋势状态,从动作集 \mathbf{a} 里选取执行一个动作,动作集 \mathbf{a} 如表 1 所示。

表 1 动作集 \mathbf{a}

Tab. 1 Action set \mathbf{a}

动作集 \mathbf{a}	LSTMNN 隐层层数	LSTMNN 隐层节点数
a_1	n_1	m_1
a_2	n_2	m_2
\vdots	\vdots	\vdots
a_d	n_d	m_d

在选取动作的过程中,采用由状态集 \mathbf{s} 与动作集 \mathbf{a} 构成的 Q 表替代折扣累积奖励期望值,如表 2 所示。

表 2 Q 表

Tab. 2 Q table

s	a_1	a_2	\dots	a_d
s_1	$q(s_1, a_1)$	$q(s_1, a_2)$	\dots	$q(s_1, a_d)$
s_2	$q(s_2, a_1)$	$q(s_2, a_2)$	\dots	$q(s_2, a_d)$
s_3	$q(s_3, a_1)$	$q(s_3, a_2)$	\dots	$q(s_3, a_d)$

根据 Q 表(Q 表用于保存奖励, Q 值即动作选择的依据,每次执行动作获得的奖励再反馈更新 Q 值,经过多次动作执行后, Q 表里的 Q 值会趋于稳定,因此稳定的 Q 值储存了学习获得的经验),利用决策函数为每个状态选取一个相对应的动作,决策函数的表达式为

$$a^*(s_i) = \arg \max_a q^a(s_i) \quad (4)$$

其中: $a^*(s_i) \in a_1, a_2, \dots, a_d, i \in 1, 2, 3$ 表示在状态 s_i 下决策函数选取的动作。

得到状态 s_i 下相应的动作 $a^*(s_i)$ 后,再根据 $a^*(s_i)$ 表示的网络隐层层数和隐层节点数对一个 LSTMNN 进行设置,就得到一个与时序 \mathbf{x}_t (即趋势状态 s_i) 对应的长短时神经网络,记作 i -LSTMNN。

2) 计算网络输出的过程。将时序 $\mathbf{x}_t =$

$[x_1, x_2, \dots, x_i]^T$ 作为 i -LSTMNN 的输入,若 i -LSTMNN 隐层为一层,隐层节点为 m 个,则该隐层中输入门输出 i_t^1 、遗忘门输出 f_t^1 和输出门输出 o_t^1 分别计算如下

$$i_t^1 = \sigma(W_i^1 x_t + U_i^1 h_{t-1}^1) \quad (5)$$

$$f_t^1 = \sigma(W_f^1 x_t + U_f^1 h_{t-1}^1) \quad (6)$$

$$o_t^1 = \sigma(W_o^1 x_t + U_o^1 h_{t-1}^1) \quad (7)$$

根据矩阵运算法则可知,隐层节点数和输入向量维数共同决定权值和活性值维度,因此式中各门的权值和活性值的维度为 $t \times m$ 。为了简化网络的更新过程,将各偏置量简略,因此只需对权值与活性值进行更新。

另外,该隐层记忆单元 c_t^1 和候选记忆单元 \tilde{c}_t^1 表达如下

$$c_t^1 = i_t^1 \otimes \tilde{c}_t^1 + f_t^1 \otimes c_{t-1}^1 \quad (8)$$

$$\tilde{c}_t^1 = \tanh(W_c^1 x_t + U_c^1 h_{t-1}^1) \quad (9)$$

由式(7-8)可求出该隐层状态 h_t^1 为

$$h_t^1 = o_t^1 \otimes \tanh(c_t^1) \quad (10)$$

由式(10)计算最终输出 y_t^1 为

$$y_t^1 = \sigma(W_y^1 h_t^1) \quad (11)$$

若 i -LSTMNN 隐层为两层,隐层节点为 m 个,则上述隐层变为第 1 隐层,继续将第 1 隐层最终输出 y_t^1 作为第 2 隐层的输入。根据第 1 隐层的计算过程,同理可求出第 2 隐层的输入门输出 i_t^2 、遗忘门输出 f_t^2 、输出门输出 o_t^2 、记忆单元 c_t^2 、候选记忆单元 \tilde{c}_t^2 、隐层状态 h_t^2 和第 2 层最终输出 y_t^2 。以此类推,若 i -LSTMNN 隐层为 n 层,隐层节点为 m 个,则可求出 $i_t^n, f_t^n, o_t^n, c_t^n, \tilde{c}_t^n, h_t^n$ 和 y_t^n 。值得注意的是,虽然不同隐层的计算法则相同,但是各隐层初始设置的参数值(即各项权值 W 和活性值 U)是互异的。

1.2 RL-3S-LSTMNN 的学习算法

RL-3S-LSTMNN 的学习过程划分为两步:①强化学习 Q 表的更新;②与每个趋势状态相对应的最终 i -LSTMNN 权值和活性值的更新。

1.2.1 强化学习 Q 表的更新

使用 ϵ -贪婪策略对 Q 表进行更新:令 $\epsilon = [\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_P]$ 为单调递减的数列,且 ϵ 的每个元素 $\epsilon_\rho \in (0, 1)$ 。对 Q 表进行 P 轮更新,并将 $\epsilon_1, \epsilon_2, \dots, \epsilon_P$ 依次分别作为每轮选择动作的参考值(即第 ρ 轮选择动作的参考值为 ϵ_ρ)。在第 ρ 轮中又更新 K 次,每次产生一个随机数 $\chi_{\rho k} \in (0, 1)$,比较 $\chi_{\rho k}$ 和 ϵ_ρ :如果 $\chi_{\rho k} \leq \epsilon_\rho$,就在状态 s_i 下随机地选取动作;如果 $\chi_{\rho k} > \epsilon_\rho$,就在状态 s_i 下依据式(4)选取动作。然后,根据上文得到对应的 i -LSTMNN 后,计算 i -

LSTMNN 的输出 y_t^n 。记期望输出为 y_t ,则输出误差函数为

$$E^n = \frac{1}{2} (y_t^n - y_t)^2 \quad (12)$$

在状态 s_i 下,结合输出误差,选取动作 a 得到的奖励 r 由下式计算

$$r = \frac{2e^{-E^n}}{e^{E^n} + e^{-E^n}} \quad (13)$$

其中: e 为自然指数。

显然 $r \in (0, 1)$ 且与输出误差成负相关(即输出误差越大,奖励值越小)。

再根据贝尔曼方程和奖励值更新 Q 表中状态 s_i 下选取动作的 Q 值

$$q(s_i, a)' = (1 - \alpha)q(s_i, a) + \alpha [r + \gamma \max_q (s_i', a')] \quad (14)$$

其中: $q(s_i, a)'$ 为 Q 表中 $q(s_i, a)$ 更新之后的值; $\max_q (s_i', a')$ 为 Q 表中下一状态 s_i' 下的最大 Q 值。

另外,状态 s_i' 可由 y_t^n 输入到单调趋势识别器中进行判别。

1.2.2 最终 i -LSTMNN 权值和活性值的更新

这里通过随机梯度下降法来更新权值和活性值,如果最终 i -LSTMNN 隐层层数为 1,由式(5~9)、式(12)和链式求导法可得到各权值和活性值的梯度,再根据如下公式进行更新

$$\begin{bmatrix} W' \\ U' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W \\ U \end{bmatrix} + \psi \begin{bmatrix} \frac{\partial E}{\partial W} \\ \frac{\partial E}{\partial U} \end{bmatrix} \quad (15)$$

其中: W' 和 U' 为更新后的权值和活性值; ψ 为学习率。

若最终 i -LSTMNN 隐层为两层,则用以上相同更新法则对第 2 隐层的权值和活性值进行更新,再对第 1 隐层进行更新,由于此时不存在第 1 隐层输出误差,不能直接用误差计算关于第 1 隐层输出 y_t^1 的梯度,但 y_t^1 为第 2 隐层的输入,因此可根据第 2 隐层的输出误差 E^2 间接求出关于第 1 隐层输出 y_t^1 的梯度,再根据式(15)进行权值和活性值更新。以此类推,若最终 i -LSTMNN 隐层为 n 层,则可实现 n 层中各权值和活性值的更新。

2 基于 RL-3S-LSTMNN 的状态退化趋势预测方法

2.1 基于 RL-3S-LSTMNN 的状态退化趋势预测方法实现过程

如图 2 所示,基于 RL-3S-LSTMNN 的旋转机

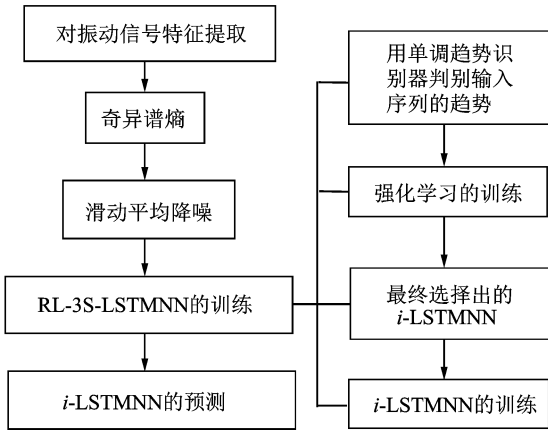


图2 基于RL-3S-LSTMNN的状态退化预测方法实现过程

Fig.2 Implementation of the proposed state degradation trend prediction method based on RL-3S-LSTMNN

械状态退化趋势预测方法的实现过程如下。

1) 使用奇异谱熵^[14]对旋转机械全寿命振动数据进行特征提取。

2) 通过滑动平均方法对奇异谱熵进行降噪处理,并将降噪后的奇异谱熵作为旋转机械状态退化特征。

3) 将此特征输入到RL-3S-LSTMNN进行训练。由文中1.2节的学习过程可知,RL-3S-LSTMNN的训练过程分为:采用单调趋势识别器判别输入序列的趋势、训练强化学习和训练最终与趋势状态相对应的*i*-LSTMNN。

4) 通过训练好的与趋势状态对应的*i*-LSTMNN来预测旋转机械状态退化趋势。

RL-3S-LSTMNN的训练过程如下:取一段奇异谱熵序列 $[x_b, x_{b+1}, \dots, x_{b+(l+1)t-1}]$ 作为训练样本,然后对此序列进行分解

$$\begin{aligned} T_1 &= [x_b, x_{b+1}, \dots, x_{b+t-1}] \Rightarrow \\ T'_1 &= [x_{b+t}, x_{b+t+1}, \dots, x_{b+2t-1}] \\ T_2 &= [x_{b+t}, x_{b+t+1}, \dots, x_{b+2t-1}] \Rightarrow \\ T'_2 &= [x_{b+2t}, x_{b+2t+1}, \dots, x_{b+3t-1}] \\ &\vdots \\ T_l &= [x_{b+(l-1)t}, x_{b+(l-1)t+1}, \dots, x_{b+l-1}] \Rightarrow \\ T'_l &= [x_{b+l}, x_{b+l+1}, \dots, x_{b+(l+1)t-1}] \end{aligned}$$

其中: b 为取样的起始点; T_1, T_2, \dots, T_l 为训练输入样本; l 为训练样本组数; t 为样本维数; T'_1, T'_2, \dots, T'_l 为训练输入样本相应的期望输出。

把样本依次输入RL-3S-LSTMNN中,根据1.2节Q表的更新过程实现强化学习的训练。首先,采

用单调趋势识别器判别*l*组训练输入样本的趋势状态;然后,根据强化学习最终更新的Q表选取最优动作,分别为3种趋势状态选择最终对应的*i*-LSTMNN(1-LSTMNN、2-LSTMNN、3-LSTMNN)。接下来,通过随机梯度下降法分别对选取的*i*-LSTMNN训练*M*次,即在每次训练之前从状态 s_i 的训练样本中随机地选取一组样本输入对应的*i*-LSTMNN,再根据1.2节*i*-LSTMNN的更新法则,完成*i*-LSTMNN的一次训练。重复上述训练过程*M*次,就完成了RL-3S-LSTMNN的完整训练过程。

RL-3S-LSTMNN的预测过程如下:通过单调趋势识别器识别训练集中最后一组样本 $[x_{b+l}, x_{b+l+1}, \dots, x_{b+(l+1)t-1}]$ 的趋势之后,再将其输入到与该趋势相对应的*i*-LSTMNN得到第 $b+(l+1)t$ 点的预测值 $x'_{b+(l+1)t}$;然后将 $[x_{b+l+1}, x_{b+l+2}, \dots, x'_{b+(l+1)t}]$ 输入到和之前相同的*i*-LSTMNN得到 $x'_{b+(l+1)t+1}$;以此类推,进行*t*次预测得到 $[x'_{b+(l+1)t}, x'_{b+(l+1)t+1}, \dots, x'_{b+(l+2)t-1}]$,设每*t*次预测为一个预测回合,那么上述为第1回合,与第1回合预测过程相同,再将第1回合的输出当做第2回合的输入进行预测。以此类推,经过*V*回合预测,可得到 $V \times t$ 个预测值。

2.2 奇异谱熵机理

在正常状态下,滚动轴承的振动时域信号近似为高斯分布,这时信号主要源自保持架转频和轴频,以及保持架相对轴旋转产生的微弱调制,信号频率成分简单,能量集中在少数几个频率分量中,使奇异值分解结果集中在少数几个模式上,因此信号的奇异谱熵^[14]较小;随着滚动轴承出现最细微的状态退化,信号中产生了微弱的故障频率以及引起微弱的共振频率,信号能量开始分散,奇异值分解结果也随着分散,从而奇异谱熵开始增加;当出现明显的状态退化时,噪声信号的频率成分所占的比例迅速增加,能量加剧分散,使奇异谱熵增大。基于以上分析,奇异谱熵可以作为旋转机械的状态退化特征来描述其振动时域信号的变化趋势,即能反映旋转机械状态的退化趋势。

3 实例分析

使用Cincinnati大学实测的滚动轴承状态退化数据对所提方法进行验证^[15]。图3所示为实验装置,轴承实验台的转轴上安装4个航空用轴承,这些航空轴承是Rexnord公司生产的型号为ZA-2115

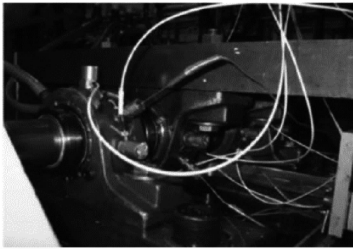


图 3 滚动轴承性能退化实验装置

Fig. 3 Test equipment of the performance degradation of rolling bearings

的双列滚子轴承,实验中轴承被施加了 6 000 lbs 的径向载荷,交流电机通过带传动使转轴以 2 000 r/min 的恒定转速旋转。采样的频率为 20 kHz,采样长度为 20 480,每 10 min 采集一次轴承的振动加速度数据,轴承持续运转直到出现故障。

实验台持续运行 21 560 min 后,3 号轴承出现内圈故障。这里采用 3 号轴承的振动加速度数据验证所提方法。3 号轴承的全寿命振动数据有 2 156 组,每组 20 480 个数据,分别提取每一组前 10 000 个振动加速度数据进行矩阵重组得到维数 $1\,000 \times 10$ 的矩阵并计算奇异谱熵(无量纲量),如图 4(a)所示。对奇异谱熵序列执行滑动平均降噪处理得到降噪后的奇异谱熵序列,如图 4(b)所示。从图 4(b)可看出,从起始点到第 200 点的奇异谱熵快速上升,轴承处在跑合阶段;从第 200~1 700 点的奇异谱熵变化缓慢,奇异谱熵曲线较为平直,轴承处在运行平稳的阶段;第 1 700 点之后的奇异谱熵变化速率持续加快,奇异谱熵曲线开始急剧上升,轴承处在故障加剧即状态退化加剧阶段,直到失效。由于 3 号轴承失效是内圈故障逐步恶化造成,因此在平稳阶段的后期(即从第 1 300~1 700 点区间),3 号轴承实际

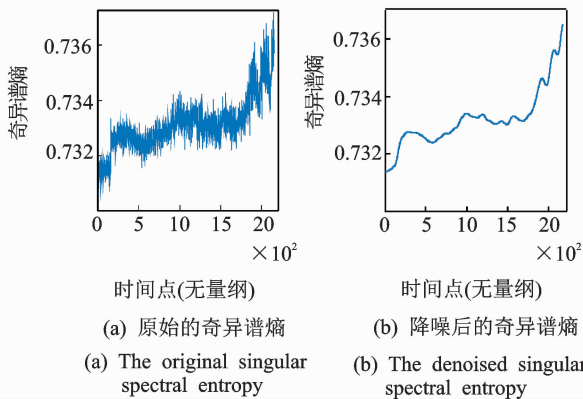


图 4 3 号轴承的全寿命奇异谱熵

Fig. 4 Singular spectral entropy in the whole life of the third bearing

就处在早期故障阶段即初始退化阶段。将处在初始退化阶段的第 1 301~1 500 点(共计 200 个点)的奇异谱熵作为训练样本;依据第 2 节表述的 RL-3S-LSTMNN 预测过程来预测第 1 501~2 156 点(即最后 656 个点)的奇异谱熵。

RL-3S-LSTMNN 的参数设置如下:状态趋势识别器的临界值 $\lambda = -7 \times 10^{-6}$, $\mu = 7 \times 10^{-6}$;强化学习过程训练轮数 $P = 5$ 、选取动作的参考值 $\epsilon = [0.9, 0.7, 0.5, 0.3, 0.1]$;每轮训练的次数 $K_p = 100\epsilon_p$;动作集是由可选隐层层数 $[1, 2, 3]$ 与可选隐层节点数 $3 \sim 10$ 两两组合共计 24 种动作组成的集合;Q 表中各 Q 值的初始值为区间 $[0, 1]$ 内的随机数;Q 值更新的折扣因子 $\gamma = 0.001$, Q 值更新的调节系数 $\alpha = 0.1$;i-LSTMNN 的学习率 $\psi = 0.001$ 和训练次数 $M = 2\,000$;训练样本组数 $l = 49$;预测回合数 $V = 164$;各回合预测次数(即输入节点数,也即样本维数) $t = 4$;输出的节点数为 1。图 5 为 RL-3S-LSTMNN 的预测结果。

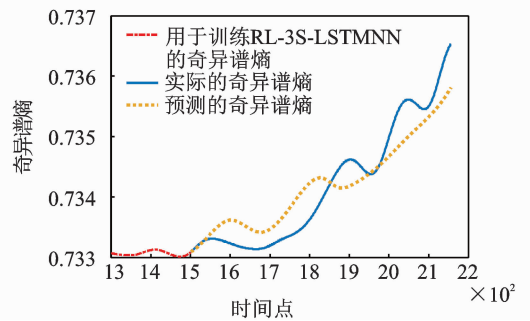


图 5 RL-3S-LSTMNN 预测的奇异谱熵曲线

Fig. 5 Singular spectral entropy prediction curve obtained by RL-3S-LSTMNN

为验证笔者提出的基于 RL-3S-LSTMNN 的旋转机械状态退化趋势预测方法的优势,首先采用一种常用的退化特征——排列熵(无量纲量)与文中选用的奇异谱熵的预测效果进行比较,其中排列熵嵌入维数 $d = 5$,延迟时间 $\tau = 3$ 。如图 6(a)为 3 号轴承的全寿命过程的排列熵,对排列熵序列进行滑动平均降噪处理得到降噪后的排列熵序列,如图 6(b)所示。同样地,取图 6(b)第 1 301~1 500 点(共计 200 个点)作为训练样本;根据第 2 节阐述的 RL-3S-LSTMNN 预测过程来预测第 1~501~2 156 点(即最后 656 个点)的排列熵。RL-3S-LSTMNN 参数设置保持不变,预测结果如图 7 所示。

由图 7 可知,尽管 RL-3S-LSTMNN 预测的排列熵曲线与实际的排列熵曲线十分接近,但如图 6 所示,排列熵所描述的状态退化过程没有明显区分

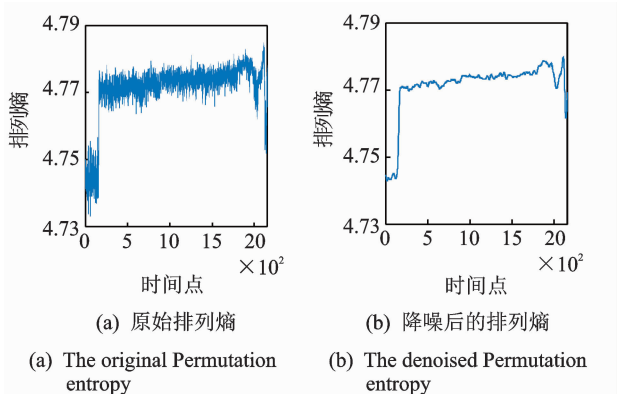


图6 3号轴承的全寿命排列熵

Fig. 6 Permutation entropy in the whole life of the third bearing

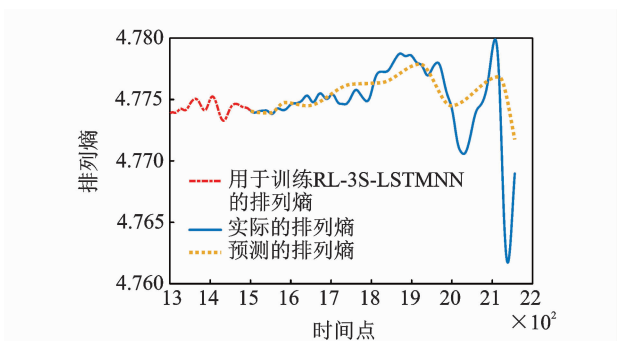


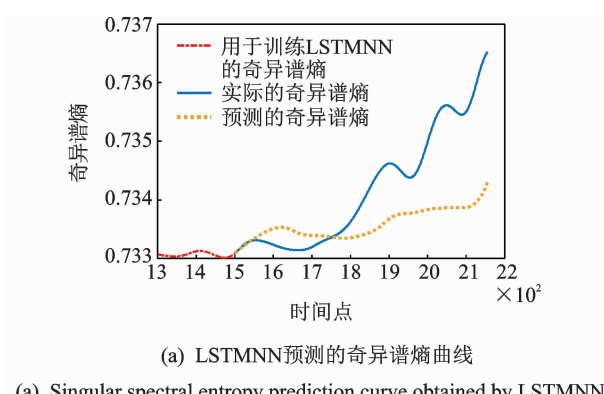
图7 RL-3S-LSTMNN 预测的排列熵曲线

Fig. 7 Permutation entropy prediction curve obtained by RL-3S-LSTMNN

出3个退化阶段(即平稳阶段、初始退化阶段和故障加剧阶段)。而如图4(b)所示,文中选用的奇异谱熵能较清晰地区分出这3个退化阶段。因此,笔者选用的奇异谱熵比排列熵更能清晰反映轴承的退化趋势。

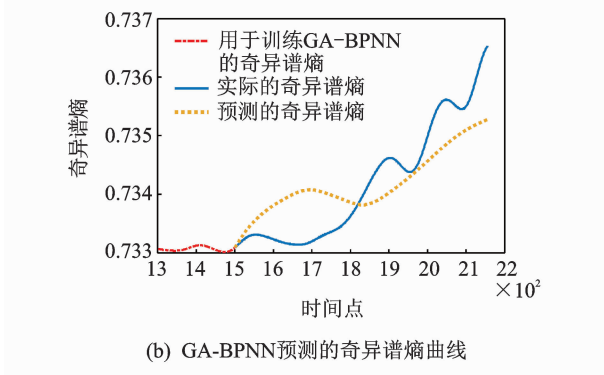
其次,分别用LSTMNN、遗传-后向传播网络(genetic algorithm back propagation neural network,简称GA-BPNN)、多核最小二乘支持向量机(multiple kernel least squares support vector machines,简称MK-LSSVM)和极限学习机(extreme learning machine,简称ELM)这4种模型的预测精度与所提出的RL-3S-LSTMNN进行比较。这4种模型的训练次数与RL-3S-LSTMNN的总训练次数

($\sum_{\rho=1}^P K_{\rho} + 3M = 6250$)相同;标准LSTMNN隐层层数为1层,隐层节点数为8;GA-BPNN的隐层层数为3,隐层节点数为8;LSTMNN和GA-BPNN的学习率都为 $\psi = 0.001$;ELM隐层节点数为10,采用sigmoid函数作为其激活函数。4种模型得到的3号轴承状态退化预测结果如图8所示。



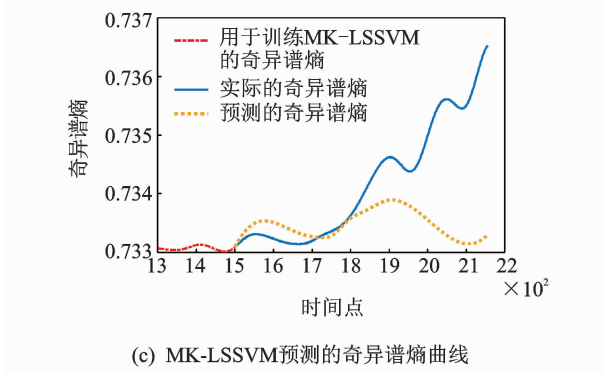
(a) LSTMNN预测的奇异谱熵曲线

(a) Singular spectral entropy prediction curve obtained by LSTMNN



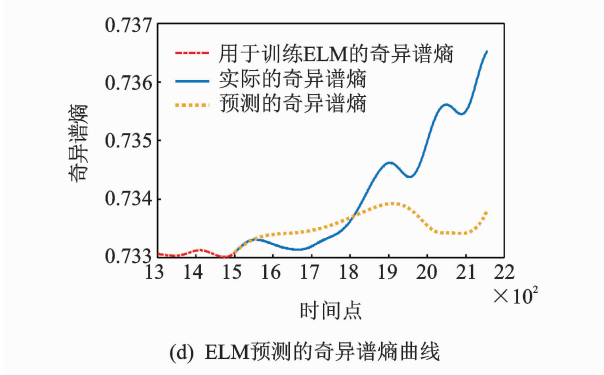
(b) GA-BPNN预测的奇异谱熵曲线

(b) Singular spectral entropy prediction curve obtained by GA-BPNN



(c) MK-LSSVM预测的奇异谱熵曲线

(c) Singular spectral entropy prediction curve obtained by MK-LSSVM



(d) ELM预测的奇异谱熵曲线

(d) Singular spectral entropy prediction curve obtained by ELM

图8 LSTMNN, MK-LSSVM, GA-BPNN和ELM预测的奇异谱熵曲线

Fig. 8 Singular spectral entropy prediction curves obtained by LSTMNN, MK-LSSVM, GA-BPNN and ELM

为更好地评价模型的预测效果,采用纳什系数(Nash-sutcliffe efficiency coefficient,简称 NSE)、均方根误差(root mean square error,简称 RMSE)以及平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error,简称 MAPE)作为预测精度的评估指标,即

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (17)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y_i - y'_i|}{y_i} \times 100\% \quad (18)$$

其中: y'_i 为预测值; y_i 为实际值; n 为预测点数; \bar{y} 为 n 个实际值的平均数; $NSE \in (-\infty, 1)$, 且 NSE 越是接近 1,模型的预测精度就越高。

在保持 RL-3S-LSTMNN, LSTMNN, GA-BPNN, MK-LSSVM 和 ELM 参数不变的条件下,使用这 5 种预测模型分别重复 100 次预测,计算 100 次预测后 3 个评估指标的平均值 \overline{NSE} , \overline{RMSE} 和 \overline{MAPE} ,其比较结果如表 3 所示。

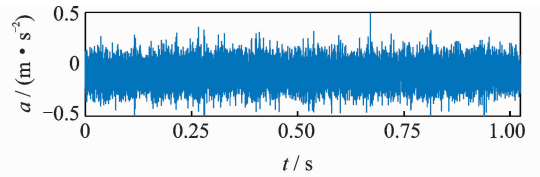
表 3 5 种状态退化趋势预测方法的预测性能对比

Tab. 3 The prediction performance comparison of five state degradation trend prediction methods

预测模型	\overline{NSE}	$\overline{RMSE}(\times 10^{-4})$	\overline{MAPE}
RL-3S-LSTMNN	0.971	1.793	0.013
LSTMNN	0.118	5.427	0.049
GA-BPNN	0.725	3.538	0.045
MK-LSSVM	0.488	7.665	0.031
ELM	0.393	5.880	0.020

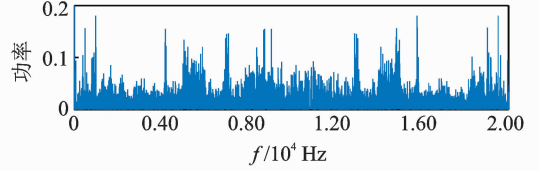
图 5、图 8 和表 3 结果表明:RL-3S-LSTMNN 的 RMSE 和 MAPE 都最小,且 NSE 最接近 1,表明 RL-3S-LSTMNN 具有良好的泛化性能,将其用于双列滚子轴承的状态趋势预测,相比于 LSTMNN, GA-BPNN, MK-LSSVM 和 ELM 可得到更高的预测精度。

然后,在 3 号轴承原始的全寿命振动加速度信号中加入白噪声以验证奇异谱熵具有较强的容噪能力。图 9(a, c, e) 分别为随机抽取的加入噪声后的平稳阶段、初始退化阶段和故障加剧阶段的一组振动加速度数据的时域图,图 9(b, d, f) 为对应的功率谱分析结果(其中功率为无量纲量)。图 10(a) 为加入白噪声后的全寿命过程的奇异谱熵,图 10(b) 为滑动平均降噪后的奇异谱熵。RL-3S-LSTMNN 对



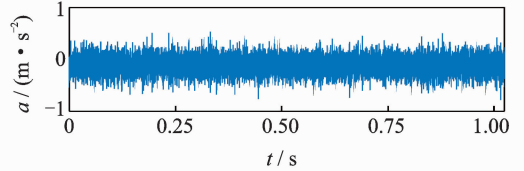
(a) 平稳阶段的一组振动加速度数据的时域图

(a) The time domain diagram of a set of vibration acceleration data at steady stage



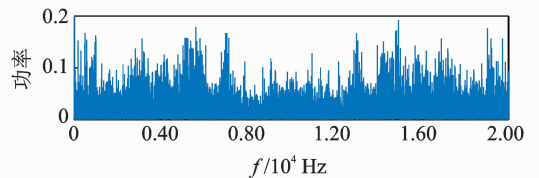
(b) 与平稳阶段对应的功率谱

(b) The power spectrum corresponding to steady stage



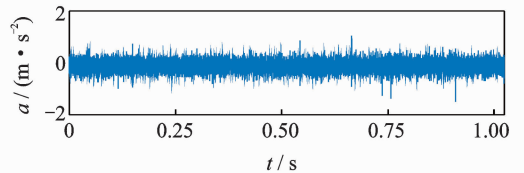
(c) 初始退化阶段阶段的一组振动加速度数据的时域图

(c) The time domain diagram of a set of vibration acceleration data at initial degradation stage



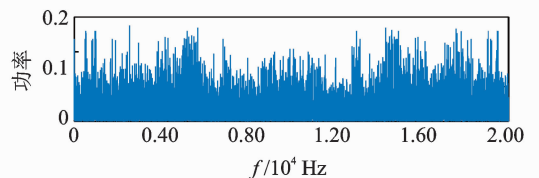
(d) 与初始退化阶段阶段对应的功率谱

(d) The power spectrum corresponding to initial degradation stage



(e) 故障加剧阶段的一组振动加速度数据的时域图

(e) The time domain diagram of a set of vibration acceleration data at failure exacerbation stage



(f) 与故障加剧阶段阶段对应的功率谱

(f) The power spectrum corresponding to failure exacerbation stage

图 9 3 号轴承加噪声后的振动加速度数据及对应的频谱分析

Fig. 9 Vibration acceleration data of the third bearing after adding noise and corresponding spectrum analysis

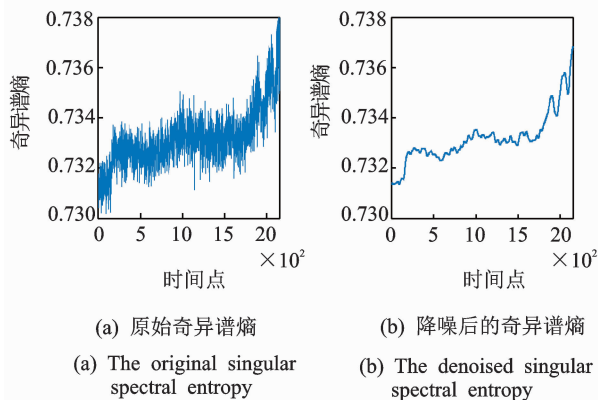


图10 3号轴承加噪声后的全寿命奇异谱熵

Fig. 10 Singular spectral entropy in the whole life of the third bearing after adding noise

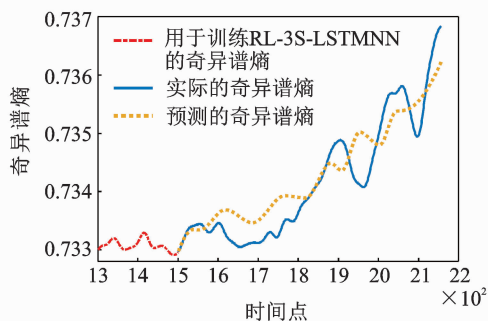


图11 加入噪声后RL-3S-LSTMNN预测的奇异谱熵曲线

Fig. 11 Singular spectral entropy prediction curve obtained by RL-3S-LSTMNN after adding noise

滑动降噪后的奇异谱熵的预测结果如图11所示。

图10表明:在原始振动数据中加入背景噪声后,计算得到的奇异谱熵经过滑动降噪后,依然能较清晰地描述3号轴承所经历的跑合、平稳、初始退化和故障加剧这4个完整的退化过程,这表明奇异谱熵具有较强的噪声容纳能力。图11表明,由RL-3S-LSTMNN预测的奇异谱熵曲线与实际的奇异谱熵曲线很接近,而且与图5所示的没有加背景噪声下预测的状态退化趋势整体一致,因此RL-3S-LSTMNN具有较好的适用性和鲁棒性。

最后,再用LSTMNN,GA-BPNN,MK-LSSVM和ELM完成状态退化趋势预测所花费的计算时间(即训练时间和预测时间之和)与RL-3S-LSTMNN所花费的计算时间进行比较,结果见图12。RL-3S-LSTMNN的计算时间仅为14.782 s,LSTMNN消耗的时间为10.866 s,GA-BPNN的计算时间为35.636 s,MK-LSSVM的计算时间为26.051 s,ELM的计算时间为22.374 s。很明显,RL-3S-LSTMNN的计算时间比GA-BPNN,MK-LSSVM和ELM都短,仅比LSTMNN略长(但两

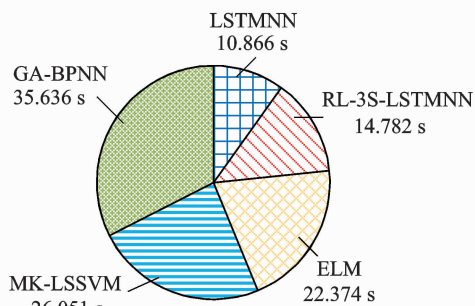


图12 5种状态退化趋势预测方法消耗时间对比结果

Fig. 12 The comparison results of computation time taken by five state degradation trend prediction methods

者仍在同一数量级)。由上述的比较结果可知:将RL-3S-LSTMNN应用于双列滚子轴承的状态退化趋势预测,其收敛速率和计算效率比GA-BPNN,MK-LSSVM和ELM更高。

4 结束语

RL-3S-LSTMNN通过构造的单调趋势识别器判别输入序列的趋势,用不同隐层层数及隐层节点数和3种趋势状态分别表示Q表的动作和状态,依据最终更新的Q表来选择最优动作(即选取隐层层数和隐层节点数与各趋势单元最适应的长短时记忆神经网络)。所以,RL-3S-LSTMNN获得了较高的泛化性能和非线性逼近能力。在强化学习训练过程中,为明确强化学习的学习目的(即使得输出误差较小),利用输出误差构造奖励函数,可避免决策函数在Q表更新过程中盲目搜索动作,以提高RL-3S-LSTMNN的收敛速率。由于RL-3S-LSTMNN在泛化性能、非线性逼近能力、收敛速率上的优势,所提出的基于RL-3S-LSTMNN的旋转机械状态退化趋势预测方法具有较理想的预测精度和计算效率。双列滚子轴承的状态退化趋势预测实例验证了所提出方法的有效性。

参 考 文 献

- [1] 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 Vi-

- bration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 476-483. (in Chinese)
- [2] ESMAELI A, WALIA M, HANDA K. A methodology to predict thermomechanical cracking of railway wheel treads; from experiments to numerical predictions[J]. International Journal of Fatigue, 2017, 105(8): 71-85.
- [3] 易健雄, 袁芳. 基于小波灰色预测理论的旋转机械故障预测分析仪[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(6): 1176-1181.
YI Jianxiong, YUAN Fang. Fault analysis instrument for rotating machinery based on wavelet analysis and grey theory [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(6): 1176-1181. (in Chinese)
- [4] HERP J, AMEZANI R, MPHAMMAD H, et al. Bayesian state prediction of wind turbine bearing failure[J]. Renewable Energy, 2018, 116(2): 164-172.
- [5] SOUALHI A, RAZIK H, CLERC G, et al. Prognosis of bearing failures using hidden Markov models and the adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61(6): 2864-2874.
- [6] JANTAN A, GHANEM W, GHALEB S A A. Using modified bat algorithm to train neural networks for spam detection[J]. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2017, 95(24): 6788-6799.
- [7] ZHENG Y B, LI B, AN D Y. Multi-Agent path planning algorithm based on hierarchical reinforcement learning and artificial potential field[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(12): 3491-3496.
- [8] NAGAYOSHI M, MURAO H, TAMAKI H. Developing reinforcement learning for adaptive co-construction of continuous high-dimensional state and action spaces[J]. Artificial Life and Robotics, 2012, 17(2): 204-210.
- [9] CHIANG F K, WALLIS J D. Neuronal encoding in prefrontal cortex during Hierarchical reinforcement learning[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 2018, 30(8): 1197-1208.
- [10] QIN Yi, WANG Xin, ZOU Jingqiang. The optimized deep belief networks with improved logistic Sigmoid units and their application in fault diagnosis for planetary gearboxes of wind turbines[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(5): 3814-3824.
- [11] HOSOKAWA S, NAKANO K, SAKURAMA K. A consideration of human immunity-based reinforcement learning with continuous states[J]. Artificial Life and Robotics, 2010, 15(4): 560-564.
- [12] SGHIR I, HAO Jinkao, BEN J. A multi-agent based optimization method applied to the Quadratic assignment problem[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(23): 9252-9262.
- [13] XU X. SeQUential anomaly detection based on temporal-difference learning: Principles, models and case studies[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(3): 859-867.
- [14] 王冰, 李洪儒, 许葆华. 基于多尺度形态分解谱熵的电机轴承预测特征提取及退化状态评估[J]. 振动与冲击, 2013, 32(22): 124-128.
WANG Bing, LI Hongru, XU Baohua. Motor bearing forecast feature extracting and degradation status identification based on multi-scale morphological decomposition spectral entropy [J]. Journal of Vibration and Shock, 2013, 32(22): 124-128. (in Chinese)
- [15] LEE J, QIU H, YU G, et al. Rexnord technical services, "bearing data set", IMS, university of Cincinnati, NASA ames prognostics data repository [EB/OL] (2006-05-20) [2018-08-20]. <http://data-acoustics.com/measurements/bearing-faults/bearing-4>.



第一作者简介:李锋,男,1982年5月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为机械设备状态监测、故障诊断与退化趋势预测。曾发表《Quantum weighted long short-term memory neural network and its application in state degradation trend prediction of rotating machinery》(《Neural Networks》2018, Vol. 106)等论文。

E-mail: lifeng19820501@163.com

通信作者简介:陈勇,男,1993年7月生,硕士生。主要研究方向为机械设备状态监测、故障诊断。

E-mail: 1919264568@qq.com

