第 49 卷 第 6 期：2652-2661 高电压技术 Vol.49, No.6: 2652-2661
2023 年 6 月 30 日 High Voltage Engineering June 30, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20220918

基于关联度与自检验长短期记忆网络的风电机组轴承寿命预测模型

兰孝升[1]，李云凤[1]，苏元浩[1]，孟　良[1]，马金英[2]，许同乐[1]
（1. 山东理工大学机械工程学院，淄博 255000；2. 山东理工大学农业工程与食品科学学院，淄博 255000）

摘　要：为提高风电机组轴承寿命预测的稳定性，提出基于关联度与自检验长短期记忆网络(self-checking long short-term memory，Sc-LSTM)的轴承寿命预测模型。首先，采用长短期记忆网络(long short-term memory，LSTM)对风电机组轴承单一运行状态信号进行预测，分析预测误差与运行状态关系，建立风电机组轴承的寿命时长体系。其次，LSTM 对轴承全寿命信号进行预测与分析，选择检验指标σ来构建检验层与 Sc-LSTM，引入通过率η对预测效果进行评价。采用关联度(indexed relation，IR)为轴承全寿命信号的状态评价指标，得到轴承的 IR 运行曲线。最后，利用 Sc-LSTM 分别对 IR 运行曲线、风电机组轴承信号进行预测与分析，结果表明：Sc-LSTM 与 IR 的预测模型能有效地提高轴承寿命预测的稳定性，减少大规模预测试验的时间与成本，弥补预测误差对预测效果评价单一的问题，与其他预测方法相比效果更佳，在风电机组轴承寿命预测上具有一定参考价值。

关键词：风电机组；滚动轴承；预测性维护；状态评价指标；长短期记忆网络；寿命预测

Wind Turbine Bearing Life Prediction Model Based on Indexed Relation and Self-checking Long Short-term Memory

LAN Xiaosheng[1], LI Yunfeng[1], SU Yuanhao[1], MENG Liang[1], MA Jinying[2], XU Tongle[1]
(1. College of Mechanical Engineering, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China;
2. College of Agricultural Engineering and Food Science, Shandong University of Technology, Zibo 255000, China)

Abstract: To improve the stability of wind turbine bearing life prediction, a bearing life prediction model based on correlation degree and self-checking long short-term memory network (Sc-LSTM) was proposed. Firstly, a long short-term memory network (LSTM) was used to predict the single operating condition signal of the wind turbine bearing, the relationship between the prediction error and the operating condition was analyzed, and the life time system of the wind turbine bearing was established. Secondly, the LSTM was adopted to perform prediction and analysis of the full-life signal of the bearing, the test metric σ was selected to construct the test layer and the Sc-LSTM, and the pass rate η was introduced to evaluate the prediction effect. The indexed relation (IR) was used as the condition evaluation index for the full life signal of the bearing, and the IR operating curve of the bearing was obtained. Finally, Sc-LSTM was used to predict and analyze the IR operating curve and wind turbine bearing signals, respectively. The results show that the prediction model of Sc-LSTM and IR can effectively improve the stability of bearing life prediction, reduce the time and cost of large-scale prediction tests, compensate for the problem that the prediction error has a single evaluation of the prediction effect, and has better effect compared with other prediction methods, Thus, the prediction model has some reference values in the prediction of wind turbine bearing life.

Key words: wind turbine; rolling bearing; predictive maintenance; status evaluation indicators; LSTM; life prediction

0　引言

大力发展清洁能源，提高能源利用效率和降低环境污染已经成为国内外的共识[1]。风电技术具有清洁、稳定、可再生等优势，成为新能源发展的重要方向[2]。根据国家能源局统计数据，截至 2022 年 12 月底全国累计风电装机容量已达到 328.5 GW，且仍呈增长趋势[3]。

滚动轴承是风电机组的重要运动部件，其运行过程中因受到复杂载荷等因素的影响，极易造成损

基金资助项目：山东省自然科学基金 (ZR2021ME221)。
Project supported by Natural Science Foundation of Shandong Province (ZR2021ME221).

坏，从而导致机组无法正常工作[4]。对机组轴承的寿命趋势进行预测，以预测性判断来减少故障的发生，对提高机组的安全性与经济性等都具有重要意义[5]。

滚动轴承的寿命预测方法分为基于物理模型驱动的预测方法和基于数据驱动的预测方法[6]。基于物理模型驱动的预测方法需要建立出轴承性能退化模型[7]，但轴承性能退化过程机理较为复杂，难以根据轴承退化机理建立出准确的物理模型[8]。基于数据驱动的预测方法是根据挖掘监测数据中轴承性能退化信息建立准确的退化模型。相比之下，数据驱动的预测方法不需要建立复杂的机理模型，在机械设备预测领域得到了广泛应用[9]。例如，Huang 等提出了一种自适应倾斜−维纳模型，用于预测滚动轴承实际振动退化数据[10]。Wang 等提出了基于 Wiener 过程的 Meffects 模型来捕捉两阶段退化状态的预测模型[11]。Xu 等结合主成分分析，提出了一种改进回归型支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测方法[12]。

基于深度学习的智能数据驱动预测法具有自适应特征提取和非线性函数表征的能力，被广泛应用于寿命预测领域[13]。Guo 等认为轴承剩余寿命的预测精度主要取决于轴承健康指标的表现，提出了基于循环神经网络(recurrent neural network，RNN)的健康指标，并将其应用于寿命预测[14]。She 等提出一种基于双向门控循环神经网络的剩余寿命预测方法，以滚动轴承的振动数据验证了所提方法的有效性[15]。长短期记忆网络(long short-term memory，LSTM)作为改良的 RNN，具有良好的预测性能，被广泛应用于机械设备的寿命预测研究[16]。Wang 等通过筛选出更能反映轴承在全寿命周期内退化过程的特征量，利用 LSTM 实现滚动轴承寿命预测[17]；Meng 等建立 LSTM 的逐层叠加预测体系，提出基于深度卷积长短期记忆网络剩余寿命的预测方法[18]；Cheng 等利用多传感监测数据对嵌套长短期记忆网络(nested long short-term memory，NLSTM)建模，将 LSTM 神经元嵌套在存储空间中，对时间序列信号中的长期依赖性进行深度捕捉，实现更准确的预测[19]。

以上基于深度学习的寿命预测方法虽然能够有效提高预测精度，但进行大规模试验所需要的时间长、成本高。其中，大多数预测方法都是以预测值与实际值之间的误差来评价预测效果的优劣，使得预测效果的评价方式单一。本文根据自检验方法稳定性强的优势和 LSTM 非线性预测准确性高的特点，提出基于关联度(indexed relation，IR)与自检验长短期记忆网络(self-checking long short-term memory，Sc-LSTM)的预测模型，用于风电机组轴承寿命预测。

1 状态评价指标

风电机组的轴承运行状态是具有前后联系的动态变化过程[20]，运行退化程度与发生故障之间的关系可以状态评价指标的形式呈现。轴承状态评价指标包括平均值、均方根值、希尔伯特变换的失效特征和数学形态学分形维数等[21]。由于采集的风电机组轴承信号掺杂了大量噪声，部分状态评价指标在降噪和抗干扰方面并不明显。为避免这类现象，本文以 IR 为状态评价指标，表征轴承的运行状态，其分析流程如图 1 所示。

首先，将采集的信号分成 I 组，每组 m 个数据点，记作序列 $\boldsymbol{X}$。计算出 $\boldsymbol{X}$ 各组的均值，得到序列 $\bar{\boldsymbol{X}}$，计算式为：

$$\boldsymbol{X}=\begin{bmatrix} x_1(1) & x_2(1) & \cdots & x_I(1) \\ x_1(2) & x_2(2) & \cdots & x_I(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_1(m) & x_2(m) & \cdots & x_I(m) \end{bmatrix} \tag{1}$$

$$\bar{\boldsymbol{X}}=[\bar{x}(1),\bar{x}(2),\cdots,\bar{x}(I)] \tag{2}$$

$$\bar{x}(i)=\frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m}x_i(k) \tag{3}$$

其次，为防止分组的首位数值为 0 导致无法初值化。本文对 $\boldsymbol{X}$ 各组进行均值归一化处理，即将各组数值除以该组的均值，使各组数值均趋近于 1，得到对比序列 $\boldsymbol{D}$，计算式为：

$$D_i(k)=x_i(k)/\bar{x}(i) \tag{4}$$

式中：i=1,2,⋯,I；k=1,2,⋯,m。$D_i(k)$为 $\boldsymbol{D}$ 中第 i 组的第 k 个数值。

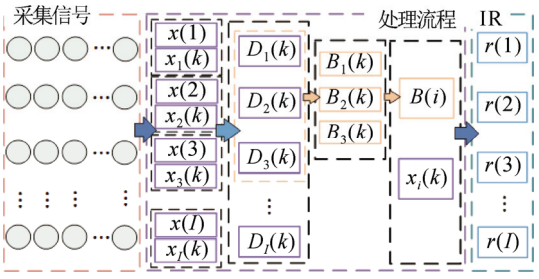


图 1 IR 的处理过程

Fig.1 The process of IR

考虑到轴承与工作台的磨合期和间隔采样的问题，本文对 $\boldsymbol{D}$ 的前 3 组进行指标化处理，得到序列 $\boldsymbol{B}$，计算式为

$$B_i(k)=\frac{D_{i\max}-D_i(k)}{D_{i\max}-D_{i\min}},i=1,2,3 \tag{5}$$

式中：$B_i(k)$为 $\boldsymbol{B}$ 中第 i 组的第 k 个数值。$D_{i\max}$ 和 $D_{i\min}$ 分别是 $\boldsymbol{D}$ 中第 i 组的最大值和最小值。

设定 $\boldsymbol{B}$ 中各组对应数值的均值 $\bar{B}(i)$ 为参考序列，参考序列的计算式为

$$\bar{B}(i)=\frac{1}{3}\sum_{i=1}^{3}B_i(k) \tag{6}$$

式中，$B_i(k)$为 $\boldsymbol{B}$ 中第 i 组的第 k 个数值。

最后，计算参考序列与对比序列的差值序列 $\boldsymbol{Z}$，计算各组的 IR，IR 每组只有 1 个数据，记作 $r(i)$，计算式为：

$$Z_i(k)=\left|D_i(k)-\bar{B}(i)\right| \tag{7}$$

$$r(i)=\frac{1}{m}\sum_{i=1,k=1,}^{i=n,k=m}\frac{Z_{i\min}+\lambda Z_{i\max}}{Z_i(k)+\lambda Z_{i\max}} \tag{8}$$

式中：$Z_i(k)$为 $\boldsymbol{Z}$ 中第 i 组的第 k 个数值；$Z_{i\max}$ 和 $Z_{i\min}$ 分别是 $\boldsymbol{Z}$ 中第 i 组的最大值和最小值；λ 为分辨率系数，通常取值为(0,1)，一般设置为 0.5。

2 预测理论与流程

2.1 LSTM

LSTM 是具有记忆功能力的特殊 RNN，能缓解梯度消失和梯度爆炸的问题，在鲁棒性和敏感数据方面表现出卓越的能力[22]，其细胞结构如图 2 所示。

遗忘门 $\boldsymbol{f}_t$ 表示在 t 时刻对细胞状态的遗忘程度，即前一时刻输出的 $\boldsymbol{h}_{t-1}$ 和当前时刻输入 $\boldsymbol{x}_t$ 组成输入向量$[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t]$。输入门 $\boldsymbol{i}_t$ 用 sigmoid 函数控制多少输入信息的保存和决定更新值。$\boldsymbol{C}_t$ 为长期状态，表示神经元在 t 时刻过后的“记忆”。tanh 层将生成新的即使状态候选值 $\bar{\boldsymbol{C}}_t$ 添加到记忆细胞中。输出门 $\boldsymbol{o}_t$ 控制更新状态的输出[23]，传播计算式为：

$$\boldsymbol{f}_t=\varphi\left(\boldsymbol{W}_{\mathrm{f}}\cdot\left[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t\right]+b_{\mathrm{f}}\right) \tag{9}$$

$$\boldsymbol{i}_t=\varphi\left(\boldsymbol{W}_{\mathrm{i}}\cdot\left[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t\right]+b_{\mathrm{i}}\right) \tag{10}$$

$$\bar{\boldsymbol{C}}_t=\tanh\left(\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}\cdot\left[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t\right]+b_{\mathrm{c}}\right) \tag{11}$$

$$\boldsymbol{C}_t=\boldsymbol{f}_t\otimes\boldsymbol{C}_{t-1}+\boldsymbol{i}_t\otimes\bar{\boldsymbol{C}}_t \tag{12}$$

$$\boldsymbol{o}_t=\varphi\left(\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}\cdot\left[\boldsymbol{h}_{t-1},\boldsymbol{x}_t\right]+b_{\mathrm{o}}\right) \tag{13}$$

$$\boldsymbol{h}_t=\boldsymbol{o}_t\otimes\tanh\left(\boldsymbol{C}_t\right) \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{W}_{\mathrm{i}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{f}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{c}}$、$\boldsymbol{W}_{\mathrm{o}}$ 分别为输出门、遗忘门、状态更新层、输出门的权重矩阵；b_{i}、b_{f}、b_{c}、b_{o} 分别为输出门、遗忘门、状态更新层、输出门的偏置项；“⊗”表示 2 个向量对应元素相乘；tanh(·)为 tanh 激活函数；$\varphi(\cdot)$为 sigmoid 激活函数。

2.2 Sc-LSTM

大多数风电机组轴承寿命预测方法都以均方误差、平均绝对误差、均方根误差(root mean square error，RMSE)等误差作为评判预测效果优劣的标准，使得预测方法存在效果评价单一的问题。根据 Yang 等大量学者对 LSTM 预测效果评价方式的研究[24]，结合本文预测模型设计的需要，设定 RMSE 作为模型预测效果评价指标之一，δ_{RMSE} 计算式为

$$\delta_{\mathrm{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(F_i-A_i)^2} \tag{15}$$

式中：F_i 和 A_i 分别为第 i 点的预测值和真实值；N 为预测总点数。

同时，本文在 LSTM 的基础上设计一个以检验指标σ为核心的检验层，引入了单点误差μ，增加了通过率η的预测评价指标，提出 Sc-LSTM，其结构如图 3 所示，μ和η计算式为：

$$\mu=F_i-A_i \tag{16}$$

$$\eta=(1-n/N)\times100\% \tag{17}$$

式中 n 为标记点数。

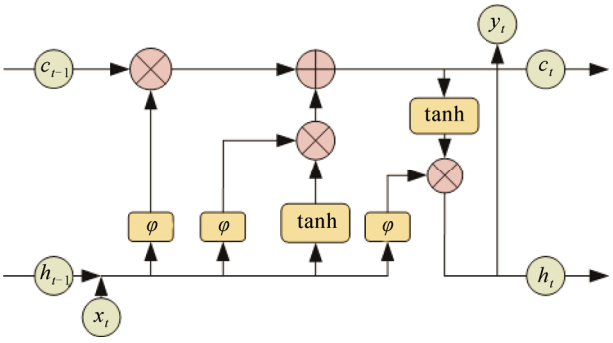


图 2 LSTM 细胞结构

Fig.2 LSTM network cell structure

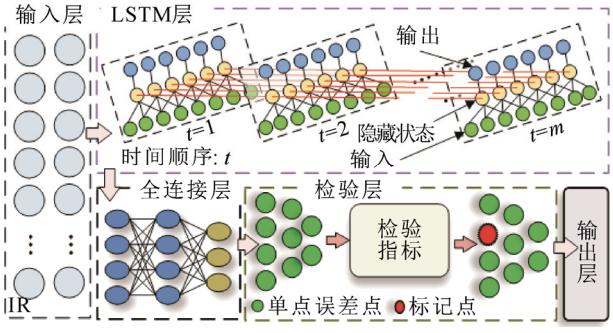


图 3 Sc-LSTM 网络架构

Fig.3 Sc-LSTM prediction model network architecture

预测过程中，Sc-LSTM 在计算预测 RMSE 的同时，检验层还对单点误差μ进行检验，标记μ大于σ的预测点，根据标记点数与预测总点数的占比关系计算通过率η。Sc-LSTM 以不同的评价方式对预测效果进行评价，解决了预测效果评价方式单一的问题，有效地提高了预测的稳定性。

2.3 预测流程

LSTM 与 Sc-LSTM 只是缓和梯度问题，在处理数据量增加的情况下进行数据处理与预测仍显得困难[25]。然而，状态评价指标 IR 的处理可将大数据样本以小数据样本的方式呈现，极大地缩小了处理的数据量，有效减少了进行大规模预测试验存在耗费时间长和成本高的问题。

因此，本文提出 IR 与 Sc-LSTM 结合的预测模型，并应用于风电机组轴承寿命预测，预测过程如图 4 所示，具体步骤如下：

步骤 1，单一运行状态试验。通过传感器采集的风电机组轴承信号进行 LSTM 预测试验和寿命时长体系分析。

步骤 2，全寿命周期状态试验。首先，对传感器采集轴承全寿命信号进行 IR 分析和验证。其次，进行σ的选择和 Sc-LSTM 参数的设置。最后，Sc-LSTM 对全寿命信号进行预测试验和寿命时长分析。

步骤 3，试验结果分析与应用。通过对试验结果的可行性分析和有效性分析，将 Sc-LSTM 与 IR 的预测模型应用于风电机组轴承的实际预测中。

3 实验验证

3.1 单一运行状态试验

LSTM 的设置包括神经元的数量、激活函数、代价函数、学习速率、批处理大小和学习轮数等。根据 Wang 等人对网络参数的设置[26]，本文 LSTM 设置网络层数为 4，隐藏层单元数为 200，进行 250 轮训练，训练经过平滑处理，梯度阈值为 1，采用 Sigmoid 函数。通过尝试不同学习率并观察迭代次数的变化，设置 LSTM 初始学习率为 0.005，在 125 轮训练后，学习率降低为原来的 1/4。

LSTM 进行预测时需要对输入数据进行划分，将数据分为训练集和验证集，通过训练输出预测集和预测误差。LSTM 训练划分计算式为

$$P_l = \frac{p_1}{p_2} \tag{18}$$

式中：p_1 表示验证集或预测集的数目，预测集与验证集数目相同；p_2 表示训练集的数目；l 表示训练集与输入总输入中的占比关系，例如 $P_{80\%}$=1/4 表示输入数据的前 80%做训练集，输入数据的后 20%作验证集。

单一运行状态试验采用在实际风场采集的风电机组齿轮箱轴承信号。采集台主轴转速为 1 919.50 r/min，采样点数为 25 600 个，以 CTCAC102 加速度传感器分别采集风电机组齿轮箱轴承的正常信号和故障信号，如图 5 所示。其中，g 表示重力加速度。

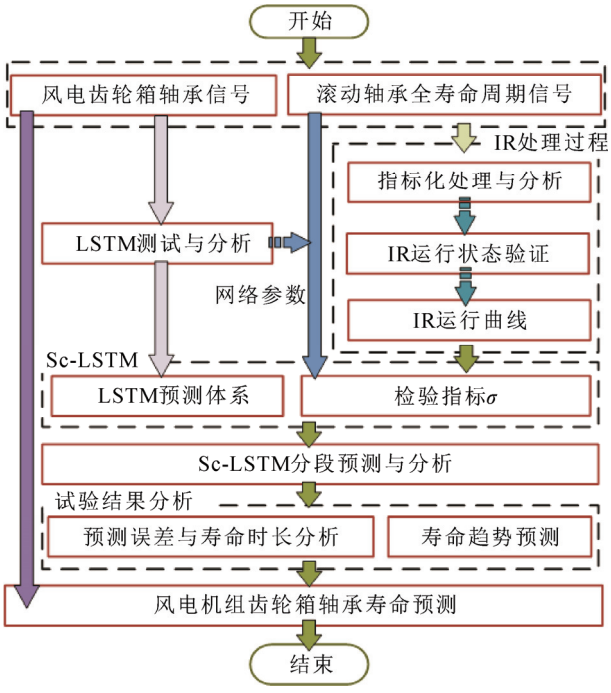


图 4 预测方法实验流程

Fig.4 Prediction method experimental process

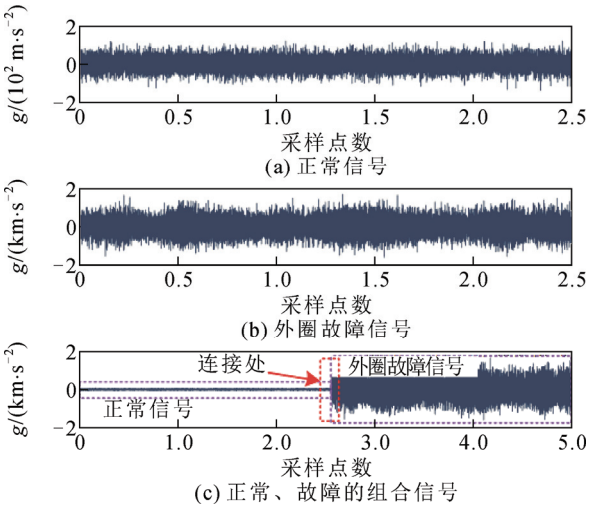


图 5 风电机组齿轮箱采集信号

Fig.5 Wind turbine gearbox acquisition signal

LSTM 设置 $P_{80\%}$=1/4，对采集的风电机组齿轮箱轴承信号进行多次预测，得出风电机组轴承运行时长(T)与预测误差RMSE的关系曲线，如图6所示。其中，RMSE为多次预测的平均值。

图6中，区域(a)是对齿轮箱轴承正常信号的预测；区域(b)为由齿轮箱轴承正常信号向故障信号的预测，该区域(图5连接处)用于模拟退化故障发生；区域(c)是对齿轮箱轴承退化故障信号的预测，随着训练集包含故障信息的增加，预测误差随之降低；区域(d)表示齿轮箱轴承已经彻底失效。根据预测误差与运行时长的关系，预测出健康寿命时长 T_1、退化寿命时长 T_2、失效寿命时长 T_3 的风电机组齿轮箱轴承寿命时长体系。

3.2 全寿命周期运行状态试验

3.2.1 状态评价指标验证

全寿命周期运行状态试验采用辛辛那提大学智能维护系统中心(intelligent maintenance system, IMS)的滚动轴承全寿命周期振动信号[27]。试验每隔10 min记录一次，采样频率为20 kHz。采集台安装了4个Rexnord ZA-2115双排轴承，主轴转速保持在2000 r/min，轴和轴承上通过弹簧机构施加6000 IB的径向载荷。采样结束试验2测试轴承1(IMS2-1)出现外圈故障，其全寿命信号如图7所示。根据IR分析原理得到轴承全寿命状态评价指标运行曲线(IR运行曲线)，如图8所示。其中，IMS2-1信号分为984组，每组20 480个数据点，IR分组编号1—984。

图8中，IR运行曲线以退化形式呈现，曲线开始阶段数值平滑，可认为在健康状态。曲线从第703组开始出现明显下降，其后续幅值开始波动。对IR第703组前后进行放大，如图9(b)所示，从该组开始数值出现向下波动，且后面数组的下标线明显低于前面数组的下标线，可认为从该点进入退化状态。从IR第964组到运行结束，曲线波动剧烈，可认为从该点进入失效状态。

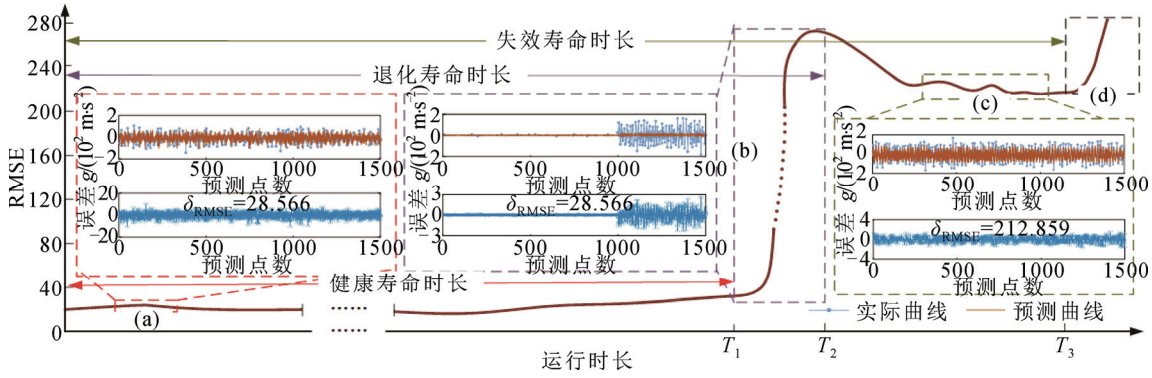


图6 风电机组运行时长与预测误差的关系曲线

Fig.6 Relationship curve between wind turbine operation time and prediction error

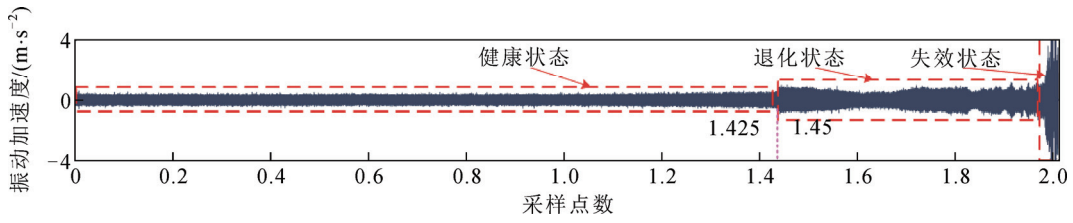


图7 IMS2-1轴承外圈故障全寿命周期振动信号

Fig.7 IMS2-1 bearing outer ring fault full life cycle vibration signal

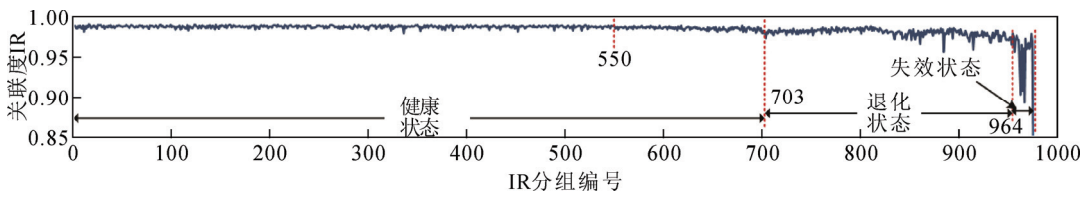


图8 IR运行曲线

Fig.8 IR operating curve

图 7 中，轴承由健康状态到退化状态发生在采样点 1.425×10^7~1.45×10^7 个之间，同时是 IR 运行曲线的第 696—709 组。图 8 中，IR 运行曲线进入退化状态的节点在第 703 组前后，属于图 7 健康状态到退化状态的发生区间，故 IR 运行曲线与图 7 中轴承运行状态的划分范围一致，证明 IR 可作为状态评价指标用于寿命预测研究。

考虑到轴承退化的复杂性，其运行状态阶段的划分也要根据实际情况进行具体分析。IR 运行曲线从第 550 组前后开始出现小幅度向下波动。图 9(a)对第 550 组前后的数值进行放大，该组前后数值的上标线存在一定间距，且节点之后组的上标线逐渐低于前面组的上标线。因此，认为第 550 组有可能出现退化的趋势，并将该组定义为初退化状态点，并考虑其在预测过程中的影响。

3.2.2 检验指标σ的选取

LSTM 初始参数的存在随机性，使得每次预测的误差存在一定差距。根据预测效果从不同的预测方案中选择最佳的预测条件和预测参数，以该条件的预测误差为检验指标σ。

为提高预测试验的效率和合理性，LSTM 设置了实际时间步和预测时间步的预测通道。实际时间步通道是指每次预测都使用实际值作为输入。预测时间步通道是指网络进行每次预测都会更新状态，使用先前预测值作为输入。

LSTM 采用 $P_{80\%}$=1/4、$P_{90\%}$=1/9、实际时间步、预测时间步的 4 种组合预测方案。在健康状态与退化状态的区间内随机连续取值进行 100 次预测，试验次数编号 1—100。其中，预测取值长度包括 1000 点、10 000 点和 100 000 点。预测结束后，预测误差 RMSE 排除异常值，并保留 2~3 位有效数字，其取值范围的最大值和最小值如图 10 所示。图 10 中，10 000 点、$P_{90\%}$=1/9、实际时间步组合方案的预测 RMSE 最小，预测效果最佳，其健康状态预测 RMSE 的范围为 0.051~0.053，退化状态预测 RMSE 的范围为 0.098~0.107，以该方案为选择σ的预测条件。

为保证σ选择的合理性，将 100 次最优预测条件的预测 RMSE 保留 3 位有效数字，如图 11 所示。σ选择 RMSE 出现次数最多的数值，即 100 次预测结果的众数，故此，健康状态的检验指标$\sigma_1=5.21\times10^{-2}$，退化状态的检验指标$\sigma_2=10.3\times10^{-2}$。图 12 为 100 次最优预测条件中的部分预测效果和预测误差。

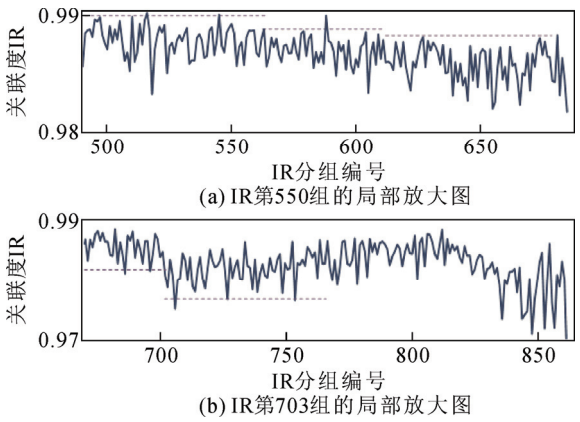


图 9 IR 运行曲线的局部放大图

Fig.9 Local magnification of IR operating curve

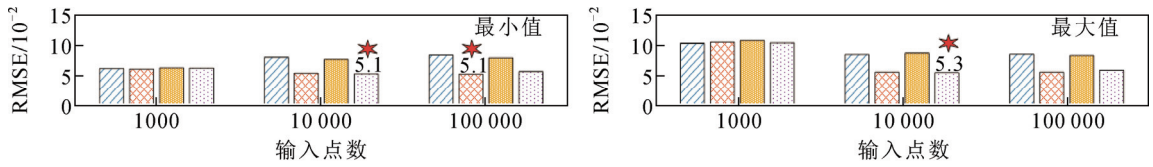
3.2.3 Sc-LSTM 试验

Sc-LSTM 增加了检验层，网络层为 5，参数设置与选择σ_1和σ_2相同。Sc-LSTM 分别设定 $P_{80\%}$、$P_{90\%}$的训练划分比对 IR 运行曲线的 1—500 组、500—703 组、1—550 组、550—703 组和 1—964 组进行 50 次预测，预测 RMSE 范围如表 1 所示。其中，包含对第 550 组初退化点的预测和分析。将表 1 中 RMSE 范围进行区域化，区域上框线为表 1 取值范围的最大值，下框线为最小值，区域面积越大，表明 RMSE 波动越大，如图 13 所示。

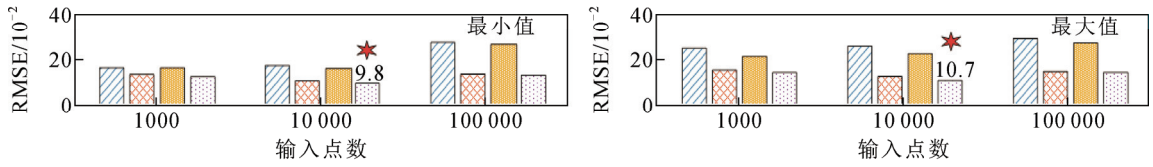
在图 13 所示 IR 区间中，1—500 组、500—703 组、1—550 组属于正常运行阶段，预测 RMSE 在小范围内波动；550—703 组、1—703 组、1—964 组属于退化阶段或初退化阶段，预测 RMSE 存在一个或多个较大范围波动，且随着运行时间的推移，波动范围增大，1—964 组的 RMSE 波动最大，明显高于其他区间，表明该阶段存在故障的发生；500—703 组、550—703 组和 1—703 组的 RMSE 大于 1—500 组的 RMSE，表明 550 组初退化点极有可能存在微弱故障。

图 13 中，1—703 组和 1—964 组在$P_{80\%}$的 RMSE 大于σ_1和σ_2，表明该条件下的预测效果不理想。因此，Sc-LSTM 仅计算 50 次训练$P_{90\%}$试验的通过率η，如表 2 所示。根据η得出实际时间步的预测效果更佳。n_1、n_2和η_1、η_2分别表示预测时间步、实际预测步标记的点数和通过率。

根据表 1 中 $P_{90\%}$、实际时间步组合条件下 RMSE 与运行时长关系，其箱线图如图 14 所示。图 14 中，不同 IR 预测区间的 RMSE 存在明显差异，



(a) 健康状态预测RMSE范围的最大值和最小值



(b) 退化状态预测RMSE范围的最大值和最小值

图 10 轴承全寿命信号 100 次预测的 RMSE 范围的最小值和最大值

Fig.10 Minimum and maximum values of the 100 predicted RMSE range for the full life signal of the bearing

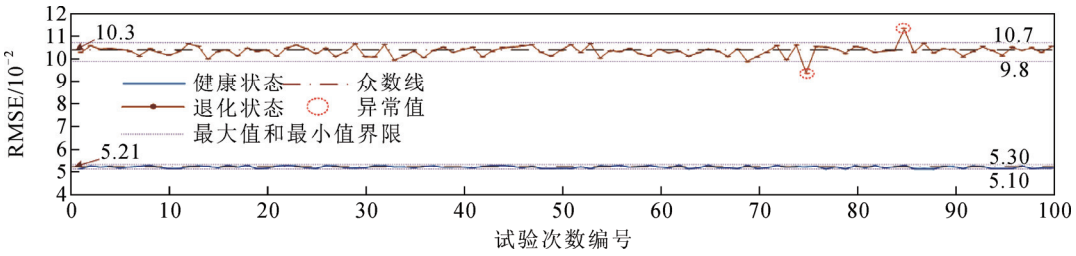
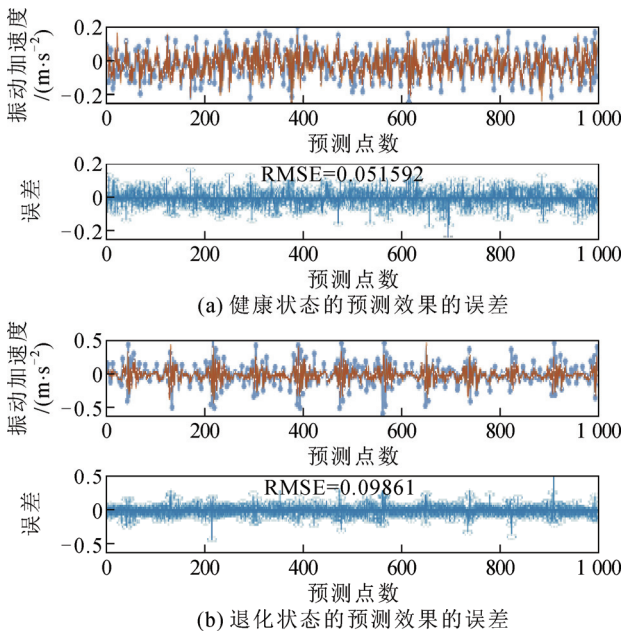


图 11 10 000 点，$P_{90\%}$，实际时间步长的 100 次预测结果

Fig.11 Prediction effect for 10 000 points, $P_{90\%}$, and actual time steps



(a) 健康状态的预测效果的误差

(b) 退化状态的预测效果的误差

图 12 最优预测条件的部分预测效果和预测误差

Fig.12 Partial prediction effect and prediction error for the optimal prediction condition

1—500 组和 1—550 组的 RMSE 集中，可得 1—500 组为健康寿命时长，1—550 组为初退化寿命时长；

表 1 IR 预测 RMSE 范围

Table 1 IR prediction RMSE results

IR 分组区间	RMSE/10^{-2}			
	$P_{80\%}$，预测时间步	$P_{80\%}$，实际时间步	$P_{90\%}$，预测时间步	$P_{90\%}$，实际时间步
1—500	2.52—2.80	1.75—1.85	1.84—1.97	1.67—1.75
500—703	3.07—3.15	2.65—2.75	3.32—3.45	3.12—3.24
1—550	2.68—2.80	1.78—2.10	2.57—2.67	1.96—2.20
550—703	4.16—4.25	3.05—3.15	3.64—4.21	2.62—2.91
1—703	7.60—8.70	3.14—3.25	4.23—5.12	3.11—3.34
1—964	16.20—18.02	7.67—9.11	8.14—10.0	7.90—9.62

1—703 组与 1—500 组、1—550 组相比 RMSE 较大，且出现预测异常值，可得 1—703 组为退化寿命时长，1—964 组与 1—500 组、1—550 组、1—703 组相比 RMSE 更大，且预测 RMSE 更分散，可得 1—964 组为失效寿命时长。

Sc-LSTM 设置 $P_{90\%}$、实际预测步的组合条件，以 1—520 组为输入，第 468 组为预测起点对 IR 运行曲线进行整体预测，并计算预测 RMSE 区间均值和通过率 η，且与其他预测方法进行比较，结果如表 3 所示。预测开始保持 50 组的预测递增，由于退

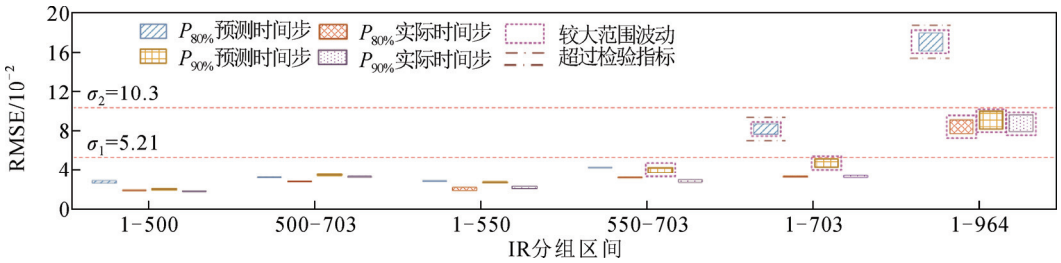


图 13 IR 与 Sc-LSTM 预测实验

Fig.13 IR and Sc-LSTM model experiment

表 2 标记点数及通过率

Table 2 Mark points and pass rate

IR 分组区间	预测总点数	n_1	n_2	η_1/%	η_2/%
1—500	2500	58	31	97.68	98.76
500—703	1000	57	41	94.27	97.20
1—550	2750	65	50	97.64	97.89
550—703	750	32	26	95.70	97.33
1—703	3500	181	139	94.82	96.04
1—964	4820	536	470	88.87	90.24

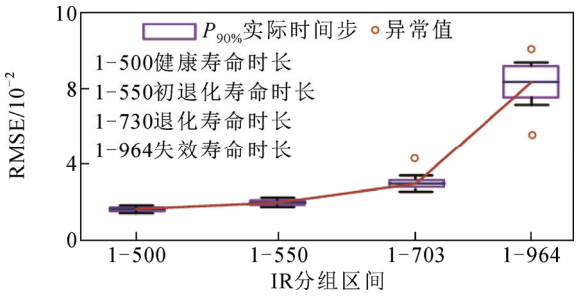


图 14 RMSE 与运行时长关系

Fig.14 The relationship between RMSE and runtime

化从 703 组开始增加，从 700 点到预测结束，预测的数量从 50 组变为 30 组，且重复的预测会被新的预测所覆盖，预测效果如图 15 所示。

表 3 中，Sc-LSTM 对 IR 运行曲线健康状态、退化状态和整体预测的 RMSE 分别为 2.62、8.59、7.63，通过率分别为 97.08%、95.36%、96.08%。Sc-LSTM 的预测效果与 LSTM、RNN、径向基函数核−支持向量回归机(radial basis function-support vector regression，RBF-SVRM)和 BP 神经网络(back propagation，BP)相比更佳[17]。

Sc-LSTM 以图 15 的预测方式对采集风电机组齿轮箱的运行信号进行多次预测，预测结果如表 4 所示。其中，风电机组采集信号的幅值为百级和千级，IR 进行均值化时分别将其处理为趋近于 100 和 1000。检验指标采σ采用图 6 中组合信号预测的

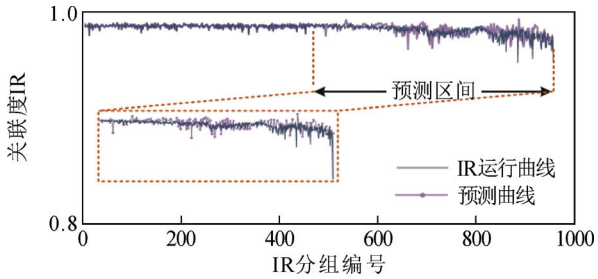


图 15 IR 运行曲线的整体预测效果

Fig.15 IR running curve overall prediction experiment

表 3 预测方法比较结果

Table 3 Prediction method comparison results

预测方法		RMSE/10^{-2}	通过率η/%
Sc-LSTM	健康状态	2.62	97.08
	退化状态	8.59	95.36
	整体运行	7.63	96.08
LSTM		9.1	—
RNN		14.6	—
RBF-SVRM		25.7	—
BP		23.9	—

表 4 风电信号预测结果

Table 4 Wind power signal prediction results

预测方法		RMSE	通过率η/%	所用时间(万点)/s
LSTM	正常信号	28.556	—	132
	故障信号	212.859	—	134
	组合信号	246.813	—	134
Sc-LSTM		68.574	91.47	36

1/3，即σ_{12}=82.27。

表 4 中，Sc-LSTM 对风电机组齿轮箱轴承预测的 RMSE 为 68.574，符合图 6 LSTM 预测误差的范围，且通过率为 91.47%，预测时间相比 LSTM 更佳，表明 Sc-LSTM 与 IR 的预测模型在风电机机组的寿命预测中具有一定参考价值。

4 结论

1）IR 作为状态评价指标，可以降低全寿命试

验的预测成本，突出轴承运行状态之间的关系，及早发现异常状态。在工程中，风电机组运行的实时监测数据量非常大，并且受到大量外界因素的干扰，很难观察到产生的变化。IR 可将环境因素直接融入预测工程，并使数据信息更易于存储。

2）Sc-LSTM 采用 RMSE 和通过率η来评价轴承寿命趋势的预测效果，弥补了评价方式单一的问题，提高了寿命趋势的预测稳定性。在工程中，Sc-LSTM 可利用保存的数据信息对同一运行环境下的设备或设备更换件进行参考预测，从而为设备提供有效的维修策略。

3）IR 与 Sc-LSTM 结合的预测模型对预测结果进行了寿命趋势的预测和运行寿命时长的分析，并应用于风电机组齿轮箱轴承寿命预测。后续将加深对状态评价指标和预测效果评价指标的研究，完善寿命时长体系的建立，提高预测模型的性能和运行时间上的可行性，并能有效的应用在风电机组的运行维护中。

参考文献 References

[1] 魏东辉，房俊龙. 风电在电力系统恢复规划中的应用[J]. 高电压技术，2022，48(1)：398-407.
WEI Donghui, FANG Junlong. Application of wind power in power system restoration planning[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(1): 398-407.

[2] 李云丰，赵文广，孔 明，等. 直驱风电场经柔直并网的虚拟并联阻抗次同步振荡抑制策略[J]. 中国电机工程学报，2022，42(17)：6326-6337.
LI Yunfeng, ZHAO Wenguang, KONG Ming, et al. Virtual paralleled-impedance control strategy of flexible HVDC connecting to the PMSG-based wind farm for sub-synchronous oscillation suppression[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(17): 6326-6337.

[3] 曾 军，陈艳峰，杨 苹，等. 大型风力发电机组故障诊断综述[J]. 电网技术，2018，42(3)：849-860.
ZENG Jun, CHEN Yanfeng, YANG Ping, et al. Review of fault diagnosis methods of large-scale wind turbines[J]. Power System Technology, 2018, 42(3): 849-860.

[4] 邵昊舒，蔡 旭，周党生，等. 风电机组虚拟同步及惯量控制方法分析与测试评估[J]. 高电压技术，2020，46(5)：1538-1547.
SHAO Haoshu, CAI Xu, ZHOU Dangsheng, et al. Analysis and test evaluation of VSG and virtual inertia control method for wind turbine[J]. High Voltage Engineering, 2020, 46(5): 1538-1547.

[5] 胡姚刚，刘怀盛，时萍萍，等. 风电机组偏航系统故障诊断与寿命预测综述[J]. 中国电机工程学报，2022，42(13)：4871-4883.
HU Yaogang, LIU Huaisheng, SHI Pingping, et al. Overview of fault diagnosis and life prediction for wind turbine yaw system[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(13): 4871-4883.

[6] 王久健，杨绍普，刘永强，等. 一种基于空间卷积长短时记忆神经网络的轴承剩余寿命预测方法[J]. 机械工程学报，2021，57(21)：88-95.
WANG Jiujian, YANG Shaopu, LIU Yongqiang, et al. A method of bearing remaining useful life estimation based on convolutional long short-term memory neural network[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(21): 88-95.

[7] 程阳洋，李 锋，汤宝平，等. 量子基因链编码双向神经网络用于旋转机械剩余使用寿命预测[J]. 仪器仪表学报，2020，41(7)：164-174.
CHENG Yangyang, LI Feng, TANG Baoping, et al. Quantum gene chain coding bidirectional neural network for residual useful life prediction of rotating machinery[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(7): 164-174.

[8] 夏添梁，张玉敏，杨 明，等. 联合长短期记忆神经网络和粒子滤波的配电网预测辅助鲁棒状态估计方法[J]. 高电压技术，2022，48(4)：1343-1355.
XIA Tianliang, ZHANG Yumin, YANG Ming, et al. Robust forecasting-aided state estimation method of distribution network based on long-short term memory neural network and particle filter[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(4): 1343-1355.

[9] SU Y H, MENG L, KONG X J, et al. Generative adversarial networks for gearbox of wind turbine with unbalanced data sets in fault diagnosis[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(13): 13285-13298.

[10] HUANG Z Y, XU Z G, KE X J, et al. Remaining useful life prediction for an adaptive skew-Wiener process model[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 87: 294-306.

[11] WANG H Y, MA X B, ZHAO Y. A mixed-effects model of two-phase degradation process for reliability assessment and RUL prediction[J]. Microelectronics Reliability, 2020, 107: 113622.

[12] 徐洲常，王林军，刘 洋，等. 采用改进回归型支持向量机的滚动轴承剩余寿命预测方法[J]. 西安交通大学学报，2022，56(3)：197-205.
XU Zhouchang, WANG Linjun, LIU Yang, et al. A prediction method for remaining life of rolling bearing using improved regression support vector machine[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(3): 197-205.

[13] SU Y H, MENG L, KONG X J, et al. Small sample fault diagnosis method for wind turbine gearbox based on optimized generative adversarial networks[J]. Engineering Failure Analysis, 2022, 140: 106573.

[14] 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.

[15] SHE D M, JIA M P. A BIGRU method for remaining useful life prediction of machinery[J]. Measurement, 2021, 167: 108277.

[16] 刘树鑫，高士珍，刘 洋，等. 基于 LSTM 的交流接触器剩余寿命预测[J]. 高电压技术，2022，48(8)：3210-3220.
LIU Shuxin, GAO Shizhen, LIU Yang, et al. Residual life prediction of AC contactor based on long short-term memory[J]. High Voltage Engineering, 2022, 48(8): 3210-3220.

[17] 王奉涛，刘晓飞，邓 刚，等. 基于长短期记忆网络的滚动轴承寿命预测方法[J]. 振动、测试与诊断，2020，40(2)：303-309.
WANG Fengtao, LIU Xiaofei, DENG Gang, et al. Remaining useful life prediction method for rolling bearing based on the long short-term memory network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2020, 40(2): 303-309.

[18] MA M, MAO Z. Deep-convolution-based LSTM network for remaining useful life prediction[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2021, 17(3): 1658-1667.

[19] 程一伟，朱海平，吴 军，等. 基于嵌套长短期记忆网络的机械装备剩余使用寿命预测方法[J]. 中国科学：技术科学，2022，52(1)：76-87.
CHENG Yiwei, ZHU Haipeng, WU Jun, et al. A remaining useful life

prediction method based on nested long short-term memory network for mechanical equipment[J]. SCIENTIA SINICA Technologica, 2022, 52(1): 76-87.

[20] 章立军，荣银龙，刘 凯，等. 旋转机械设备状态预警与维修优化[J]. 工程科学学报，2017，39(7)：1094-1100.
ZHANG Lijun, RONG Yinlong, LIU Kai, et al. State pre-warning and optimization for rotating-machinery maintenance[J]. Chinese Journal of Engineering, 2017, 39(7): 1094-1100.

[21] 孙世岩，张 钢，梁伟阁，等. 基于时间序列数据扩增和 BLSTM 的滚动轴承剩余寿命预测方法[J]. 系统工程与电子技术，2022，44(3)：1060-1068.
SUN Shiyan, ZHANG Gang, LIANG Weige, et al. Remaining useful life prediction method of rolling bearing based on time series data augmentation and BLSTM[J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(3): 1060-1068.

[22] 李 杰，贾渊杰，张志新，等. 基于融合神经网络的航空发动机剩余寿命预测[J]. 推进技术，2021，42(8)：1725-1734.
LI Jie, JIA Yuanjie, ZHANG Zhixin, et al. Remaining useful life prediction of aeroengine based on fusion neural network[J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(8): 1725-1734.

[23] 马奇友，刘可薇，杜 坚，等. 基于深度长短期记忆网络的发动机叶片剩余寿命预测[J]. 推进技术，2021，42(8)：1888-1897.
MA Qiyou, LIU Kewei, DU Jian, et al. Prediction of residual life of engine blades based on deep short term memory network[J]. Journal of Propulsion and Technology, 2021, 42(8): 1888-1897.

[24] 杨 柯，范世东. 基于长短期记忆网络时序数据趋势预测及应用[J]. 推进技术，2021，42(3)：675-682.
YANG Ke, FAN Shidong. Long short-term memory network-based method and its application in time-series data trend prediction[J]. Journal of Propulsion Technology, 2021, 42(3): 675-682.

[25] 舒 涛，张一弛，丁日显. 基于灰色模型与 LSTM 网络的旋转机械轴承寿命预测[J]. 系统工程与电子技术，2021，43(8)：2355-2361.
SHU Tao, ZHANG Yichi, DING Rixian. Life prediction of bearings in rotating machinery based on grey model and LSTM network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2021, 43(8): 2355-2361.

[26] 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.

[27] 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.



兰孝升
1999—，男，硕士生
主要研究方向为旋转机械信号分析与处理故障诊断、寿命预测
E-mail: lanxiaosheng44@163.com

LAN Xiaosheng



许同乐(通信作者)
1964—，男，博士，教授，博导
主要研究方向为旋转机械故障诊断、检测与控制技术、液压传动与控制、信号处理技术
E-mail: xutongle@163.com

XU Tongle
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期 2022-06-08 修回日期 2023-01-01 编辑 冉沐晨