

# 基于长短期记忆网络的齿轮剩余寿命预测研究

石 慧,王婉娜,张 岩,刘佳媛

(太原科技大学 电子与信息工程学院,太原 030024)

**摘 要:** 设备运行数据蕴含了大量的状态退化信息,利用状态退化信息对设备进行剩余寿命预测,可以为预测性维修提供重要的依据。针对监测过程中接收到表征设备退化的大量数据,提出一种改进的基于记忆机理循环神经网络实时剩余寿命预测模型。该模型利用随机搜索选择模型超参数,采用加入动量考虑的随机梯度下降算法优化模型参数,防止陷入局部最优,从而提高剩余寿命预测模型的预测精度。通过齿轮弯曲疲劳试验,验证了该模型剩余寿命预测的准确性。

**关键词:** 剩余寿命;深度学习;LSTM;动量参数

**中图分类号:** TP202+.1 **文献标志码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1673-2057.2020.05.002

齿轮作为机械设备的传动装置,其健康状况对设备的稳定性和寿命有很大的影响。现代机械设备随着集成度的提高,齿轮的精度也越来越高,在长期运行中很容易出现磨损,从而发生轮齿折断。监测齿轮的健康状态是保障机械设备可靠运行的重要手段。基于可靠性、经济性考虑,齿轮故障预测与健康管理(Prognostics And Health Management, PHM)<sup>[1]</sup>得到了越来越多的关注,其中,剩余寿命(Remaining Useful Life, RUL)预测是其核心研究内容。随着信息传感技术的发展,设备可监测点增多,信号采样频率增高,设备在运行过程中可获得海量的数据,进而推动PHM进入了大数据时代<sup>[2]</sup>。如何利用海量数据挖掘设备的状态退化规律,从而预测设备的剩余寿命,已成为预测与健康管理的一大挑战。

齿轮一般封装在齿轮箱中,借助传感器接收到的信息反映设备的退化状态。数据驱动的剩余寿命预测方法是基于统计学理论与人工智能理论,利用传感器获得表征设备状态退化的数据,实现实时剩余寿命预测<sup>[3-4]</sup>。刘颖等<sup>[5]</sup>利用时间序列ARMA(Auto regressive moving average)预测模型,根据模

拟信号对汽轮机故障进行诊断,但ARMA预测模型适用于时间序列的短期预测和处理具有一定规律性的平稳性数据。WANG X等<sup>[6]</sup>提出支持向量回归(Support vector machines regression, SVR)和奇异谱分析(Singular spectrum analysis, SSA)相结合的方法对飞机齿轮箱的故障进行预测,利用SSA提取原始数据的特征值,分别建模预测齿轮箱的故障,取得了比单一模型更好的结果。但模型结构复杂,当样本数据量很大时,预测结果耗时。DAVIES T M等<sup>[7]</sup>采用人工神经网络(Artificial neural network, ANN)对柴油机涡轮增压器和汽车发动机的故障进行预测,利用遗传算法对ANN的网络结构参数进行优化。ANN中网络神经元起着关键作用,计算的复杂性取决于神经元的数目和隐藏层层数,若样本过多容易出现“维数灾难”,或出现“过学习问题”。

近年来,深度学习受到了广泛关注。深度学习<sup>[8-9]</sup>通过海量的训练数据构建具有很多隐层的神经网络模型,将样本在原空间的特征表示变换到一个新特征空间,逐层提取输入输出样本中潜在的映射关系。循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)<sup>[10]</sup>可将前面的序列输入进行记忆并应用于

收稿日期: 2019-01-14

基金项目: 国家青年科学基金项目(61703297);校博士启动基金(20152022)

作者简介: 石慧(1979-),女,副教授,研究领域为物联网环境下的复杂系统预测与健康管理、智能信息处理等。

之后的计算中,但无法解决长时依赖问题<sup>[11]</sup>。长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)模型通过模型参数和控制信息流动的门控单元系统可避免梯度消失等问题,使得时序信息预测更加准确。Haitao Zhao<sup>[12]</sup>等将长短期记忆网络应用在故障诊断方面,对故障进行分类,但是需要对数据进行经验模态分解,如果监测信号出现信号中断,将引起模态混叠不利于故障诊断。赵建鹏<sup>[13]</sup>等将长短期记忆网络 LSTM 应用在旋转机械状态单步预测,取得比支持向量回归机更好的效果。王鑫<sup>[14]</sup>等将 LSTM 应用在飞机故障时间序列的预测上,通过与多种时序序列预测模型对比, LSTM 具有很强的适用性和更高的准确性。

本文针对大数量级的序列预测,建立新的记忆机理循环神经网络实时剩余寿命预测模型,并从网络结构的搭建,学习率、窗口设置上改进网络模型预测的准确性。参数修正时采用加入 Nesterov 动量的随机梯度下降算法,防止陷入局部最优;采用 RMSProps 算法修正模型自适应率。最后,应用齿轮弯曲疲劳试验数据进行验证,并与时间序列预测模型对比,试验结果表明本文建立的新的记忆机理循环神经网络实时剩余寿命预测模型在剩余寿命预测上具有良好的优越性。

## 1 长短期记忆循环神经网络

### 1.1 循环神经网络

循环神经网络是将深度学习扩展到序列数据预测的一类方法。如动态系统的经典形式:

$$s^{(i)} = f(s^{(i-1)}, x^{(i)}; \theta) \quad (1)$$

其中  $s^{(i)}$  表示系统的状态,  $\theta$  是参数,  $f$  表示激活函数。循环神经网络结构如图 1 所示。当使用激活函数  $f$  (如 Relu、softmax 函数等), 损失  $L$  内部计算  $\hat{y} = f(o)$ , 并将其与目标  $y$  比较。公式 (2) - (4) 为 RNN 前向传播过程。

$$a_h^t = \sum_{i=1}^I \omega_{ih} x_i^t + \sum_{h'=1}^H \omega_{hh'} b_{h'}^{t-1} \quad (2)$$

$$b_h^t = f(a_h^t) \quad (3)$$

$$o_k^t = \sum_{h=1}^H \omega_{hk} b_h^t \quad (4)$$

其中  $a_h^t$  表示  $t$  时刻汇集计算值,  $b_h^t$  表示  $t$  时刻激活函数计算值。  $\omega_{ik}$   $\omega_{hh'}$   $\omega_{hk}$  分别代表输入层到隐含层、隐含层到输出层、隐含层到隐含层的权重。

残差反向传播时,若层数过多,则无法更新前层网络参数,导致梯度消散,严重影响模型精度。

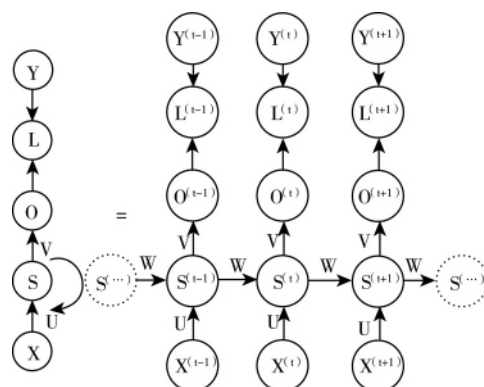


图1 RNN 展开结构

Fig.1 RNN expand structure

### 1.2 长短期记忆神经网络

长短期记忆网络是一种改进的 RNN,比一般的 RNN 结构更适于长期依赖<sup>[15-17]</sup>,如图 2 所示, LSTM 循环网络除了 RNN 式循环之外,在自身“cell”(取代一般循环神经网络的隐藏单元)内部循环。每一个单元相输入输出,但也有更多的参数和控制信息流动的单元系统,即状态单元  $s_i^{(i)}$ ,外部输入门(external input gate)、遗忘门(forget gate),输出门(output gate)。

遗忘门移除 LSTM 学习不重要的信息,这些信息将通过门控单元运算移除。遗忘门采取两个输入  $h_{t-1}$  和  $x_t$ , 相应的前向传播算法如下:

Input gates:

$$a_\ell^t = \sigma\left(\sum_{i=1}^I \omega_{\ell i} x_i^t + \sum_{h=1}^H \omega_{\ell h} b_h^{t-1} + \sum_{c=1}^C \omega_{\ell c} s_c^{t-1}\right) \quad (5)$$

Forget gates:

$$a_\varphi^t = \sigma\left(\sum_{i=1}^I \omega_{\varphi i} x_i^t + \sum_{h=1}^H \omega_{\varphi h} b_h^{t-1} + \sum_{c=1}^C \omega_{\varphi c} s_c^{t-1}\right) \quad (6)$$

Cells:

$$a_c^t = \sum_{i=1}^I \omega_{ic} x_i^t + \sum_{h=1}^H \omega_{hc} b_h^{t-1} \quad (7)$$

$$s_c^t = a_\varphi^t s_c^{t-1} + b_\ell^t g(a_c^t) \quad (8)$$

Output gates:

$$a_\omega^t = \sigma\left(\sum_{i=1}^I \omega_{\omega i} x_i^t + \sum_{h=1}^H \omega_{\omega h} b_h^{t-1} + \sum_{c=1}^C \omega_{\omega c} s_c^{t-1}\right) \quad (9)$$

Cell outputs:

$$b_c^t = a_\omega^t h(s_c^t) \quad (10)$$

其中  $x_i^t$  是当前的输入向量,下标  $\ell$   $\varphi$   $c$   $\omega$  表示输入门、遗忘门、细胞状态单元、输出门的相关参



提供令人满意的搜索规模; 本文采用的随机搜索可以替代网格搜索的方法, 通过随机搜索可以发现数据在某一维上的变化更加明显, 能更快的收敛到超参数的良好取值。

### 3 实例验证

#### 3.1 疲劳试验台架

试验数据采用如图 3 所示齿轮疲劳寿命试验台的实时监测数据集。试验过程对箱体振动、油温和噪音等进行监测。

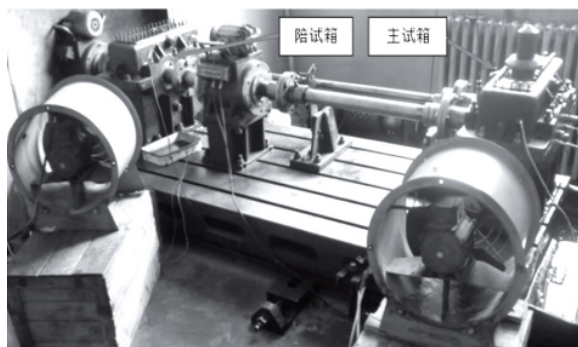


图 3 齿轮试验台架

Fig. 3 Gear test bench

疲劳试验台主试箱传感器位置如图 4 所示。本试验共布置 11 个传感器, 当试验齿轮发生断齿时即判定该齿轮失效。试验中齿轮安装采用正反面交错搭接啮合方式, 采样频率 25.6 kHz, 采样时间 60 s, 采样间隔 9 min。所采集信号为齿轮箱体的振动加速度信号。

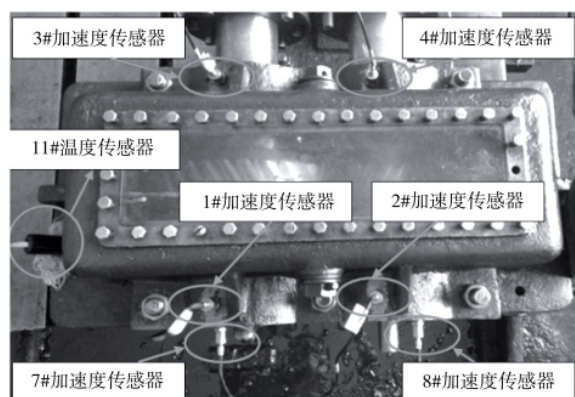


图 4 主试箱传感器位置图

Fig. 4 Main test box sensor location map

#### 3.2 特征提取

选择合适的特征指标不但可以真实准确的反应齿轮在服役过程中的性能变化, 而且易于计算。本文将均方幅值( Root Mean Square, RMS) 作为特征

值对齿轮磨损状态变化进行性能衰退评估。均方幅值作为有量纲的特征值<sup>[22]</sup>, 会随疲劳状态的累积呈现出递增趋势, 能较好的反映采样时刻振动能量的变化情况。均方幅值可表示为:

$$x_{rms}(\Delta t) = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2(t) \right)^{1/2} \quad (12)$$

式中,  $\Delta t$  为采样时间,  $F_s$  为采样频率,  $n$  为采样点数,  $n = F_s \times \Delta t$ 。在不同的退化状态, 齿轮振动能量会有明显的变化。

数据的训练平台主要配置为: 处理器 XeonE5-2620 v2 系列六核心, 内存 32 GB, 显卡 NVIDIA Tesla K20c, 在本试验中采用 GPU 进行数据的训练和预测。

#### 3.3 数据预测

采用本文建立的改进的基于记忆机理循环神经网络 LSTM 实时预测模型进行预测, 选取最靠近主试验箱的 4#加速度传感器接收到的振动数据均方幅值作为模型输入, 结果如图 5 所示。

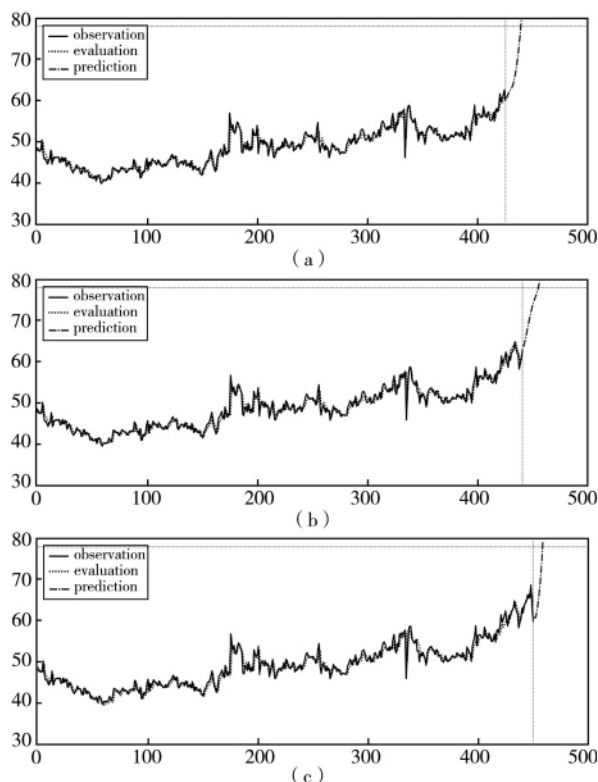


图 5 (a) (b) (c) 分别在 70 h、73.3 h、75 h 的预测效果

Fig. 5 Predictive effects in 70 h, 73.3 h and

75 h respectively

横坐标表示采集的样本数, 纵坐标表示齿轮退化状态, 在预测时间点之前实线表示实际的观测值, 在预测时间点之后的虚线表示预测结果。分别

展现了模型在 70 h、73.3 h、75 h 的预测效果。

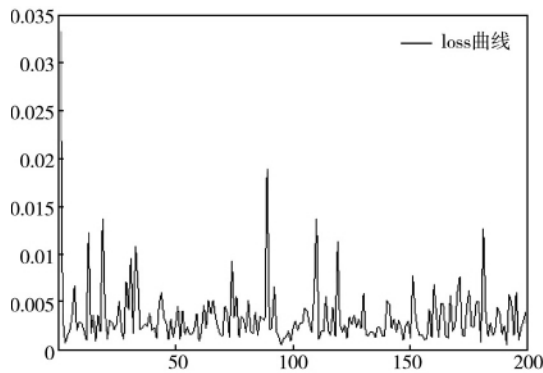


图 6 LSTM 训练误差下降曲线

Fig. 6 LSTM training error drop curve

图 6 横坐标为模型的训练次数  $\text{step} = 200$ , 纵坐标表示训练误差  $\text{loss}$ 。随着训练次数的增加,  $\text{loss}$  呈下降趋势, 表明模型正在学习该预测问题并且具备预测能力。试验表明, LSTM 在迭代 300 次左右开始收敛, 下降速度变慢, 说明其误差已经非常小, 具备良好的预测能力。

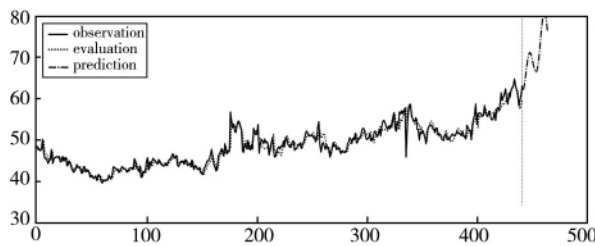


图 7 AR 模型预测效果

Fig. 7 AR model predictive effect

为验证本文所提模型的准确性, 与自适应回归模型 (Autoregressive model, AR) 预测效果相比较。如图 7 所示为 AR 模型预测效果, 预测点之前实线表示实际的观测值, 预测点之后虚线表示预测结果。

由试验可知, 齿轮退化状态的阈值为  $76.375 \text{ mm/s}^2$ ,  $T^* = 77.2 \text{ h}$  为齿轮的实际故障时间。

齿轮的实际剩余寿命  $T_a$  为:

$$T_a = T^* - t_p \quad (13)$$

式中,  $t_p$  表示当前时刻,  $T^*$  为齿轮首次到达故障阈值的时间。

将采样点数折算成时间, 引用相对误差百分比 (Relative Percentage Error, RPE)

$$E_{RPE} = \frac{|T_{RUL} - T_a|}{T_a} \times 100\% \quad (14)$$

$T_{RUL}$  表示齿轮剩余寿命, 模型的预测准确度 (Prediction Accuracy, PA) 为:

$$PA = 1 - E_{RPE} \quad (15)$$

由表 3 所示的实际值与预测值之间的差异, 可看出本文所提模型预测误差小, 学习数据演变规律的能力较强。

表 3 预测数据与真实数据对比

Tab. 3 Comparison of forecast data with real data

模型	学习率	模型参数	窗口大小	真实值	预测值	误差
改进 LSTM	0.001	12	30	56.393	55.643	1.33%
	0.003	18	16	50.234	52.230	3.97%
	0.01	32	20	53.243	52.865	0.71%
AR	0.001	100	16	56.393	58.872	4.39%
	0.01	60	24	50.234	53.736	6.97%
	0.005	90	18	53.243	51.980	2.37%

本文建立的改进型记忆机理循环神经网络 LSTM 实时剩余寿命预测模型预测剩余寿命的准确度如下表 4 所示。试验表明, 训练样本数据越多, 预测准确度就越高。针对疲劳累积型数据的长距离预测, 本文所提实时剩余寿命预测模型与 ANFIS 模型相比表现出明显优势。

表 4 模型预测准确度的比较

Tab. 4 Comparison of predictive accuracy of models

预测时刻 $t_p$	实际剩余寿命 $T_a$	LSTM 预测		ANFIS 预测	
		RUL	准确度	RUL	准确度
75 h	2.2 h	2.1 h	95.4%	2.4 h	90.9%
73.3 h	3.9 h	3.5 h	89.7%	4.6 h	82.1%
70 h	7.2 h	5.6 h	77.8%	10.4 h	55.6%

## 4 结论

本文通过研究齿轮振动数据特性, 建立改进的基于记忆机理循环神经网络实时剩余寿命预测模型, 并对预测模型参数进行优化, 将预测模型应用于齿轮的剩余寿命预测研究中。结果证明本文建立记忆机理循环神经网络模型预测实时剩余寿命具有更高的准确度。下一步工作将多监测点的数据进行融合, 研究其剩余寿命预测模型。

## 参考文献:

- [1] LIU Z, ZHEN J, YONG C M, et al. A Patent Analysis of Prognostics and Health Management (PHM) Innovations for Electrical



- Systems[J]. IEEE Access 2018 6(99): 18088-18107.
- [2] GRAHAM-ROWE D ,GOLDSTON D ,DOCTOROW C ,et al. Big data: Science in the petabyte era [J]. Nature ,2008 ,455 ( 7209) : 8-9.
- [3] TOBON-MEJIA D A ,MEDJAHAR K ,ZERHOUNI N ,et al. A Data-Driven Failure Prognostics Method Based on Mixture of Gaussians Hidden Markov Models[J]. IEEE Transactions on Reliability 2012 61( 2) : 491-503.
- [4] 郭远晶 ,魏燕定 ,金晓航 等. 基于 S 变换谱核密度估计的齿轮故障诊断 [J]. 仪器仪表学报 2017 38( 6) : 1432-1439.
- [5] 刘颖 ,严军. 基于时间序列 ARMA 模型的振动故障预测 [J]. 化工自动化及仪表 2011 38( 7) : 841-843.
- [6] WANG X ,WU J ,LIU C ,et al. A Hybrid Model Based on Singular Spectrum Analysis and Support Vector Machines Regression for Failure Time Series Prediction[J]. Quality & Reliability Engineering International 2016 32( 8) : 2717-2738.
- [7] DAVIES T M ,FLYNN C R ,HAZELTON M L. On the utility of asymptotic bandwidth selectors for spatially adaptive kernel density estimation[J]. Statistics & Probability Letters 2018 138: 75-81.
- [8] LECUN Y ,BENGIO Y ,HINTON G. Deep learning[J]. Nature 2015 521( 7553) : 436.
- [9] SCHMIDHUBER J ,RGEN. Deep learning in neural networks[M]. Elsevier Science Ltd 2015.
- [10] FARDIS N ,MEHDI I. Application and comparison of RNN ,RBFNN and MNLN approaches on prediction of flotation column performance[J]. International Journal of Mining Science and Technology 2015 25( 6) : 983-990.
- [11] DOETSCH P ,KOZIELSKI M ,NEY H. Fast and Robust Training of Recurrent Neural Networks for Offline Handwriting Recognition[C]// International Conference on Frontiers in Handwriting Recognition. IEEE 2014: 279-284.
- [12] HAITAO ZHAO ,SHAOYUAN SUN ,BO JIN. Sequential Fault Diagnosis Based on LSTM Neural Network [J]. IEEE Access , 2018 6: 12929-12939.
- [13] 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.
- [14] 王鑫 ,吴际 ,刘超 ,等. 基于 LSTM 循环神经网络的故障时间序列预测 [J]. 北京航空航天大学学报 2018 44( 4) : 772-784.
- [15] HOCHREITER S ,SCHMIDHUBER J. Long Short-Term Memory [J]. Neural Computation 1997 9( 8) : 1735-1780.
- [16] ELSAID A E ,WILD B ,HIGGINS J ,et al. Using LSTM recurrent neural networks to predict excess vibration events in aircraft engines [C]// 2016 IEEE 12th International Conference on e-Science ( e-Science) . IEEE Computer Society 2016: 260-269.
- [17] JIANJING Z ,PENG W ,RUQIANG Y ,et al. Long short-term memory for machine remaining life prediction [J]. Journal of Manufacturing Systems 2018 48: 78-86.
- [18] DUCHI J ,HAZAN E ,SINGER Y. Adaptive Subgradient Methods for Online Learning and Stochastic Optimization [J]. Journal of Machine Learning Research 2011 12( 7) : 257-269.
- [19] HINTON G E ,SRIVASTAVA N ,KRIZHEVSKY A ,et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors [J]. Computer Science 2012 3( 4) : 212-223.
- [20] ARCOS GARCIA ,ALVARO ,ALVAREZ GARCIA ,et al. Deep neural network for traffic sign recognition systems: An analysis of spatial transformers and stochastic optimisation methods [J]. Neural Networks 2018 99( 3) : 158-169.
- [21] BERGSTRA J ,BENGIO Y. Random search for hyper-parameter optimization [J]. Journal of Machine Learning Research 2012 , 13( 1) : 281-305.
- [22] 梁泽明 ,姜洪权 ,周秉直 等. 多参数相似性信息融合的剩余寿命预测 [J]. 计算机集成制造系统 2018 24( 4) : 813-819.

## A Model for Remaining Useful Life Prediction of Gear Based on Long Short-Term Memory

SHI Hui ,WANG Wan-na ,ZHANG Yan ,LIU Jia-yuan

( School of Electronic and Information Engineering ,Taiyuan University of Science and Technology ,  
Taiyuan 030024 China)

( 下转第 351 页)

[12] 王成山, 郑海峰, 谢姜华, 等. 计及分布式发电的配电系统概率潮流计算[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(24): 39-44.

## Solar Energy Power Generation Grid Operation Risk Assessment

ZHANG Wen-chao, LIU Li-qun, YANG Zhi-jun, JU Shuai, TIAN Min

(School of Electronic Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology,  
Taiyuan 030024, China)

**Abstract:** With the rapid development of distributed energy, the power generation capacity of wind power and Solar energy solar energy continues to grow rapidly, and the proportion of new energy output in some regions has been greatly improved. Smart grid as the direction of future power development, the development of micro-multi-network will be the key. The addition of microgrid has injected new vitality into the power system, but at the same time more and higher levels of uncertainty have a major impact on the power system. This paper starts with the semi-invariant series expansion method to conduct random power flow exploration on the system, and evaluates the risk factors faced during the operation of the system. For many uncertain factors in the operation of the multi-micro network system, the index system corresponding to the risk setting value is analyzed, and the risk setting value is digitized by the probability and statistics method.

**Key words:** distributed energy, virtual synchronous generator, risk factor assessment

(上接第 343 页)

**Abstract:** The equipment operation data contains a lot of state degradation information, and uses state degradation information to predict the residual life of the equipment, which provides an important basis for predictive maintenance. Aiming at the problem of large amount of data in the prediction process, an improved real-time residual life prediction model of memory mechanism cyclic neural network LSTM (long short-term memory) is proposed. The model uses random search to select model overshoot, adds momentum consideration, prevents falling into local optimization, and improves the prediction accuracy of the model. Through the gear bending fatigue experiment, the model is proved to have higher accuracy in the residual life prediction.

**Key words:** remaining useful life, deep learning, LSTM, momentum parameter