

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107476

基于 DAE 和 TCN 的复杂工业过程故障预测*

高学金^{1,2,3,4}, 马东阳^{1,2,3,4}, 韩华云^{1,2,3,4}, 高慧慧^{1,2,3,4}

(1. 北京工业大学信息学部 北京 100124; 2. 数字社区教育部工程研究中心 北京 100124;
3. 城市轨道交通北京实验室 北京 100124; 4. 计算智能与智能系统北京重点实验室 北京 100124)

摘要:为实时监测复杂工业过程的故障状态,精确预测故障趋势,提出基于降噪自编码和时间卷积网络的故障预测方法。首先,利用随机森林算法筛选故障相关特征。之后,利用堆栈降噪自编码网络提取非线性特征以及特征重构,并根据重构误差构造平方预测误差(SPE)统计量作为故障状态特征。最后,针对时间卷积网络残差模块中的 ReLU 激活函数在负区间内导数为零导致部分神经元无法被激活的问题,设计基于自门控激活函数(Swish)和滤波器响应(FRN)规范化的时间卷积网络(SFTCN)。将得到的 SPE 组成时间序列,利用 SFTCN 的预测模型实现其状态趋势预测。通过在 TE 仿真平台数据和美国密歇根大学智能维修中心实测的轴承全生命数据上的实验表明,与未改进的时间卷积网络对比,所提方法的预测平均绝对百分比误差至少降低 20.9%,具有较高的应用价值。

关键词:故障预测;随机森林算法;降噪自动编码;时间卷积网络;复杂工业过程

中图分类号: TP277 TH17 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

Fault prediction of complex industrial process based on DAE and TCN

Gao Xuejin^{1,2,3,4}, Ma Dongyang^{1,2,3,4}, Han Huayun^{1,2,3,4}, Gao Huihui^{1,2,3,4}

(1. Department of Information, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;
2. Engineering Research Center of Digital Community, Ministry of Education, Beijing 100124, China;
3. Beijing Laboratory for Urban Mass Transit, Beijing 100124, China;
4. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing 100124, China)

Abstract: In order to monitor the state of complex industrial process in real time and predict the fault trend accurately, this paper presents a fault prediction method based on denoising auto encoder (DAE) and temporal convolutional network (TCN). Firstly, the random forest algorithm is used to filter out the features related to faults. Then, the nonlinear features of input data are extracted and the original features of input data are reconstructed, and the squared prediction error (SPE) statistics is established based on the reconstruction error to reflect the state characteristics of the faults. Finally, considering that the derivative of ReLU activation function in the residual module of TCN is zero in the negative interval, which may cause certain neurons to fail to activate, a Swish activation function and filter response normalization-based temporal convolutional network (SFTCN) is proposed. By constructing the obtained SPE into time series, the SPE prediction can be realized based on the SFTCN. Experiments are conducted with the data of Tennessee Eastman (TE) process and the life-cycle vibration data of rolling bearings measured by the center for intelligent maintenance systems of the University of Michigan. Results show that compared with the unmodified TCN, the average absolute percentage error of the proposed method is reduced by at least 20.9%, which has high application value.

Keywords: fault prediction; random forest algorithm; denoising auto encoder; temporal convolutional network; complex industrial processes

收稿日期:2021-02-03 Received Date: 2021-02-03

* 基金项目: 国家自然科学基金(61803005, 61640312, 61763037)、北京市自然科学基金(4192011, 4172007)、山东省重点研发计划(2018CXGC0608)、北京市教育委员会项目资助

0 引言

随着科学技术的发展,工业系统复杂度越来越高,故障预测的难度越来越大。故障发生时,往往伴随较大危害,重者会导致整个系统发生瘫痪,进而给企业带来较大的损失^[1-6]。故障预测是根据能够获取系统的历史过程和目前的运行状态,预判何时发生故障或者预测故障的趋势^[7-8]。在线故障预测也称为系统寿命的预测,它的是在给定当前机器状态和过去运行状况的情况下,预测故障发生和过程崩溃之前的剩余使用寿命(remaining useful life, RUL)^[9-11]。

故障预测系统的准确性与其预测故障退化的能力有关。目前,国内外学者已经研发出各种预测方法,并成功地用于估计不同类型的退化过程。故障预测方法可分为两大类方法:基于模型的方法和基于数据驱动的方法^[12]。其中,基于模型的方法,是指利用系统原理构建准确的数学模型。Chelidze 等^[13]通过将机电系统的损伤过程视为发生在一个由“快速”直接可见的子系统与描述损伤演化的“缓慢”的隐藏子系统相耦合的层级动态系统,描述了损害的演变,设计了一个跟踪函数来预测故障发生的时间。但是,基于模型的方法需要特定的故障机制知识和相关的理论,难以捕获系统的过程行为。数据驱动的方法使用实际数据近似系统的退化,无需使用与退化机制相关的理论知识。Zhao 等^[14]对于慢时变自相关故障过程,提出一种故障降级建模和在线故障预测策略。通过定义稳定因子评价过程状态的变化特征,寻找故障退化的关键变量,提出了一种面向故障退化的 Fisher 判别分析方法,实现了故障演化过程的建模。程阳洋等^[15]采用量子基因链编码双向神经网络方法预测旋转机械的 RUL。曾大懿等^[16]针对轴承信号数据所包含的时序信息不够明显,不能够直接预测轴承的 RUL,先利用卷积网络挖掘轴承数据的时序特性,然后利用长短时记忆网络(long short term memory, LSTM)处理时序特征,实现基于时序特征的使用寿命预测。

近年来,深度学习尤其是 LSTM 在充分挖掘时间序列数据的时变特征方面表现出色^[17-19]。然而,最近的研究指出卷积神经网络在处理序列任务上优于递归神经网络,并提出了时间卷积网络(temporal convolutional network, TCN)^[20]。TCN 应用全卷积神经网络、因果卷积层、空洞卷积层和残差链接等结构,具有预测长度灵活、预测结果不依赖于未来信息、不遗失信息等特点,并且能够避免 RNN 中经常出现的梯度爆炸或梯度消失问题。Yang 等^[21]为了更好地预测滚动轴承的 RUL,先对原始信号数据进行经验模态分解,然后将处理后的数据集分别对 TCN 进行训练,通过实验验证了 TCN 模型较

LSTM 和 GRU(gated recurrent unit)模型的有效性和优越性。于重重等^[22]为尽快预测滚动轴承退化的状态,采用 t 分布随机邻域嵌入对轴承数据进行降维,得到滚动轴承的状态特征,然后利用 TCN 预测滚动轴承的退化趋势。随着时间的发展,TCN 在一些领域的时间序列任务上都有着不错的效果^[23-24]。

实际上,在某些故障情况下,一些变量可能不包含有关故障的信息,因此需要排除冗余特征。随机森林算法(random forest algorithm, RF)可以分析特征之间的相互作用,擅长处理高维数据,利用特征重要度进行特征选择^[25-27]。

本文针对复杂工业过程数据维度高和非线性等特性,首先利用随机森林算法筛选出与故障相关的特征,排除非相关性特征,实现输入数据降维。之后,利用堆栈降噪自编码(stack denoising auto encoder, SDAE)网络提取非线性的特征,对输入特征进行重构,并根据重构残差获取故障状态特征平方预测误差(squared prediction error, SPE)。最后,将得到的故障状态特征 SPE 按照采样前后时刻依次序排列,组成时间序列,进而利用自门控激活函数(Swish)和滤波器响应(filter response normalization, FRN)规范化的时间卷积网络(Swish and FRN-based TCN, SFTCN)预测 SPE 的状态趋势。

1 基于降噪自编码网络的故障监测

1.1 随机森林算法

复杂工业过程数据特征多,直接利用所有数据进行分析,可能因为无关信息的干扰导致分析的结果不能代表数据的信息,另外采用所有数据进行实验会增加模型训练的时间。因此,在对数据进行分析前,需要选择出重要性靠前的特征,节省时间,排除干扰信息,提高模型性能。

给定一个特征集 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$, 其中, n 为特征集的大小。定义输出特征重要性集合 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_m\}$, I_x 为第 x 个特征的重要性大小,其计算公式为:

$$I_x = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (R_m^{ob} - R_{mj}^{ob}) \quad (1)$$

其中, M 为训练样本的个数; R_m^{ob} 表示对决策树扰动前的袋外数据分类准确率; R_{mj}^{ob} 表示对决策树扰动后的袋外数据分类准确率。根据得到的特征重要性,按照降序排列,选择靠前的特征作为后续研究分析的数据集。

1.2 自编码网络

自编码网络(auto encoder, AE)是 Rumelhart 提出的,主要用于数据降维。降噪自编码器(denoising auto encoder, DAE)是它的变种,如图 1 所示,它的核心思想是

对原始数据中进行腐蚀, DAE 克服这些破坏, 进行编码和解码操作, 重构出原始数据, 可以提取出更具稳定性的特征。它的编码和解码公式为:

$$Y = \sigma(W_1 X + B_1) \quad (2)$$

$$Z = \sigma(W_2 Y + B_2) \quad (3)$$

式(2)为编码过程, 式(3)为解码过程, 激活函数 σ 选择 Sigmoid, W_1, W_2 为权重矩阵, B_1, B_2 为偏置向量, X 为被腐蚀的数据, Y 为 DAE 编码后数据, Z 为输出层数据。DAE 训练时的误差函数表示为式(4), 其中 X' 为未添加噪声的原始数据。

$$L = \frac{1}{2} |Z - X'|^2 \quad (4)$$

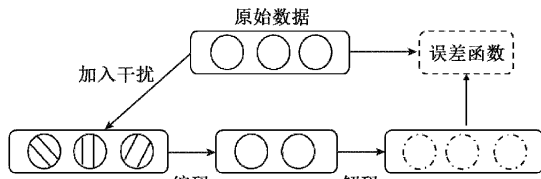


图 1 降噪自编码

Fig. 1 Denoising auto encoder

1.3 基于降噪自编码网络的故障监测

SPE 和 T^2 是工业过程故障检测当中两个常用的统计量^[28-31]。本文通过 SDAE 模型得到原始数据的低维特征和重构特征后, 根据重构残差建立 SPE 统计量进行故障监测, SPE 统计量的计算方法为:

$$SPE = e^T e = (x - y)^T (x - y) \quad (5)$$

其中, x 为原始特征, y 为重构特征。

本文采用核密度估计法 (kernel density estimation, KDE)^[30] 来计算统计量 SPE 的阈值, 核函数为径向基函数 (radial basis function, RBF), SPE 的核密度估计为:

$$\hat{\rho}_h(SPE) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} h N} \sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{(SPE^2 - SPE_i^2)^2}{2h^2}\right) \quad (6)$$

其中, SPE_i^2 是 x_i 的 SPE^2 统计量, h 为估计参数, 且 $h > 0$ 。

本文基于 SDAE 网络重构原始特征, 根据重构误差构造 SPE 统计量对故障进行监测, 其流程图如图 2 所示。在特征输入 SDAE 模型前, 先用 RF 选择与故障相关的特征。一方面减少 SDAE 模型训练的负担, 降低训练时间; 另一方面只用故障相关的特征输入到 SDAE 模型里面进行重构, 得到 SPE 指标更能够代表工业过程的状态信息。如果不进行相关特征选择步骤, 直接将降噪后的数据输入到 SDAE 模型进行重构特征, 这样导致 SDAE 模型训练时间较长, 不利于尽快发现故障信息, 也会使 SPE 统计量包含不相关变量的信息, 不能很好的表征故障的状态。

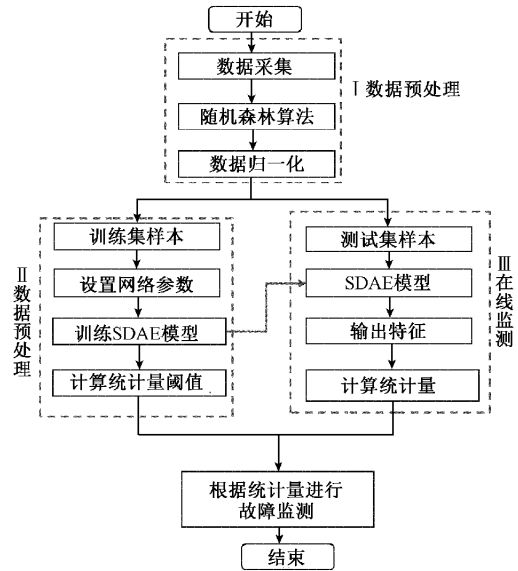


图 2 故障监测流程图

Fig. 2 Flow chart of fault monitoring

2 基于降噪自编码和时间卷积网络的复杂工业过程故障预测

2.1 时间卷积网络

时间卷积网络 (temporal convolutional network, TCN) 最早由 BAI 等^[20] 提出, 适用于解决时间序列方面的任务。TCN 的结构结合了扩张卷积与因果卷积两种结构, 可用于时间序列模型, 能够降低计算量, 同时能够对数据保持较大的感受野, 可以接收到更长时间段内的信息。TCN 的提出, 有效地避免了 RNN 存在的梯度消失或者梯度爆炸问题, 具有并行计算、通过改变感受野的大小来控制序列记忆长短等优势。

TCN 卷积结构如图 3 所示, TCN 在进行卷积操作时, 可以对输入数据按照一定间隔进行间隔有序的采样, 这种一定的间隔为采样率, $d=1$ 表示每个点都采集, 层级越高 d 越大。

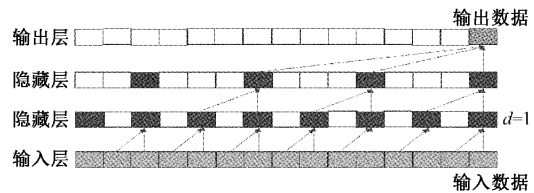


图 3 TCN 卷积结构

Fig. 3 Convolution structure of TCN

对于一维输入序列 x 和卷积核 $f: \{0, \dots, k-1\}$, 扩张卷积计算 F 的表达式为:

$$F(s) = (\mathbf{x} * f_d)(s) = \sum_{i=0}^{k-1} f(i) x_{s-di} \quad (7)$$

式中: k 为卷积核大小; d 为扩张系数; $(s-di)$ 为与卷积核中元素对应的序列。

此外, TCN 网络增加了残差连接, 如图 4 所示, 一个残差模块包含连续两个按照因果卷积、权值规范化、激活函数和随机失活排列的环节。这种残差结构可以在特征提取过程避免丢失较多的信息, 能够尽可能保留信息, 提高了模型的准确率。

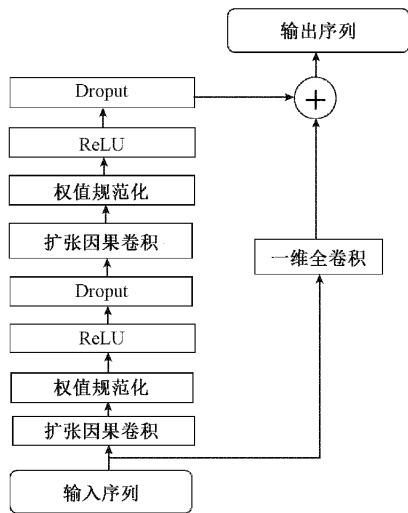


图 4 残差连接

Fig. 4 Residual connection

2.2 基于 Swish 和 FRN 规范化的时间卷积网络

本文采用谷歌最新的成就对残差网络中的激活函数和规范化进行改进, 提高复杂工业过程故障预测的精度。Swish^[32] 是 Google 在 2017 年提出, 其公式表达为式 (8) 和 (9), 其中 β 为常数。函数图像如图 5 所示, Swish 函数具有不饱和、非单调特性, 与 ReLU 曲线近似, 以光滑的曲线形式接近 0, 可在一定程度上提高网络性能。

$$f(x) = x \cdot \text{sigmoid}(\beta \cdot x) \quad (8)$$

$$\text{sigmoid}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (9)$$

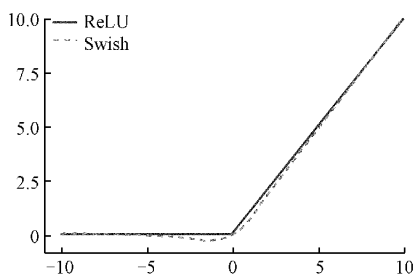


图 5 ReLU 和 Swish 的函数图像

Fig. 5 ReLU and Swish functions

TCN 残差结构中的激活函数为 ReLU, 它具有硬饱和性, 在 x 负区域, 该神经元的梯度为 0, 导致网络无法学习。对复杂多样数据集, ReLU 函数如何找到合适的变型来处理数据是比较困难的。Swish 激活函数在此方面表现较好, 在 Google^[32] 的论文中 Swish 激活函数在大量的复杂数据集中都取得了不错的效果。

2019 年谷歌提出的 FRN (filter response normalization)^[33] 层包括归一化层 FRN 和激活层 TLU (thresholded linear unit), 如图 6 所示。在模型训练时, FRN 层可以降低对 batch 的影响, 且当 batch 的选取比较大时, 网络效果优于批量标准化 (batch normalization, BN)。FRN 归一化能够消除卷积等操作带来的尺度问题, 有助于模型训练。

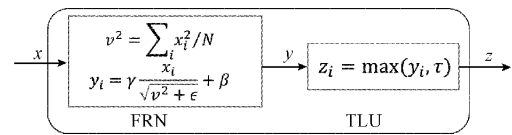


图 6 FRN 层结构示意图

Fig. 6 Schematic of the proposed FRN Layer

本文基于残差网络提出 TCN 网络改进策略, 引入 Swish 函数解决 ReLU 激活函数存在的不饱和特性导致在 x 负区间内部分神经元无法被激活的问题, 在此基础上引入 FRN 规范化层, 进一步提高网络的表达能力。基于此, 本文提出了采用 Swish 激活函数和 FRN 规范化分别替换 ReLU 激活函数和权值规范化的 SFTCN 网络和只采用 Swish 激活函数替换 ReLU 激活函数的 STCN (temporal convolutional network based on Swish) 网络, 其中 STCN 网络用来验证 Swish 激活函数较 ReLU 激活函数的优越性。

SFTCN 网络的残差网络如图 7 所示, 封装了 2 个按照因果卷积、FRN 规范化、Swish 激活函数和 Dropout 连续排列的环节。

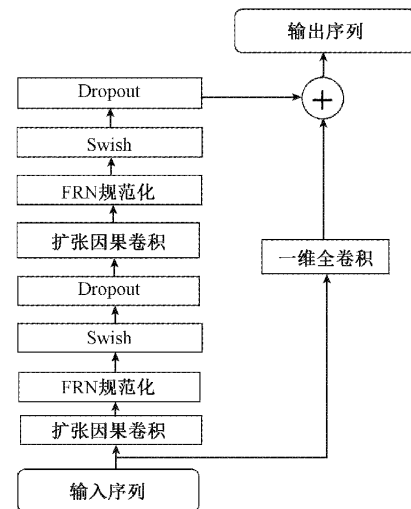


图 7 改进的残差模块

Fig. 7 The improved residual module

2.3 基于降噪自编码网络和时间卷积网络的故障预测

本文所提出的基于降噪自编码和 SFTCN 网络的复杂工业过程故障状态退化趋势预测方法的具体步骤为:

步骤 1) 利用 RF 筛选出故障的相关特征变量作为 SDAE 的输入数据, 实现数据降维, 排除不相关的特征;

步骤 2) 利用 SDAE 对相关特征进行特征提取和重构, 提取原始数据包含的非线性特征, 得到低维特征和原始特征的重构特征;

步骤 3) 根据低维特征和重构特征得到故障监测统计量 SPE , 由正常数据设定统计量阈值, 然后对故障数据进行监测;

步骤 4) 将上面步骤 3) 得到的 SPE 统计量按照采样前后时刻进行排列, 组成时间序列, 进而利用 SFTCN 预测 SPE 的状态趋势。

为验证模型的有效性, 本文采用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE)、均方根误差 (root mean square error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 和决定系数 R^2 四个指标对预测效果进行评价, 其计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

$$MAPE = \frac{100\%}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (13)$$

其中, m 为预测点个数; i 为预测点的序号; y_i 为实际值; \bar{y}_i 为 y_i 的平均值; \hat{y}_i 为预测值。MAE 和 MAPE 取值范围为 $[0, +\infty)$, 越小越好, RMSE 值越小表示精度越高。 R^2 描述了预测模型对实际数据曲线的拟合能力, 越大越好, 取值范围是 $(-\infty, 1)$ 。

本文提出的基于 SFTCN 网络的故障预测流程图如图 8 所示, 包含 3 部分, 即由 RF 特征选择, SDAE 信息重构求取故障状态特征和 SFTCN 故障预测 3 个框架组成。

3 实例分析

3.1 Tennessee Eastman (TE) 仿真

1) TE 仿真平台数据介绍

本文选用 TE 仿真平台对本文所提算法进行验证, 其工艺流程如图 9 所示。

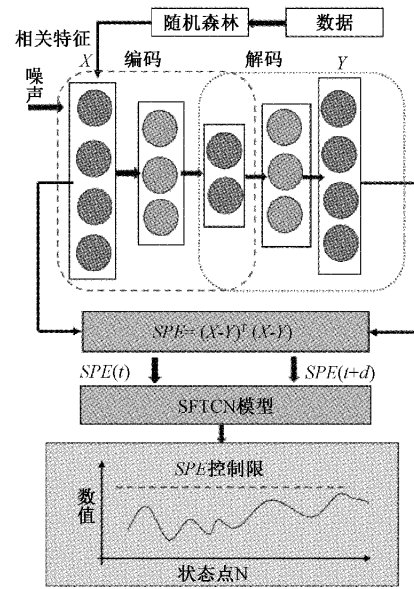


图 8 SFTCN-故障预测流程

Fig. 8 Flow chart of SFTCN-based fault prediction

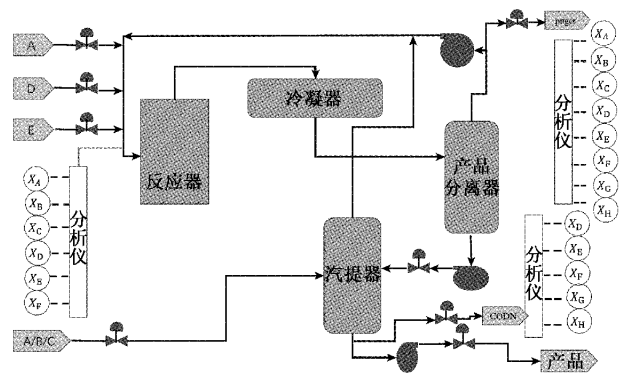


图 9 TE 过程工艺流程图

Fig. 9 Flow chart of TE process

TE 过程仿真数据故障类型有 21 种, 数据包含 41 测量变量和 12 个操作变量。本文选择 52 个变量 (第 12 个操作变量固定不变, 不选择) 进行实验。TE 过程总反应时间为 48 h, 每 3 min 采样一次数据, 可以得到 960 个数据, 8 h 后引进故障, 每一种异常数据样本是一个 960×52 的矩阵。本文对故障 13 和故障 8 分别进行试验。

2) 基于降噪自编码网络的 TE 过程故障监测

对 TE 过程进行故障监测, 先利用随机森林算法选择与故障相关的特征, 根据特征重要程度, 选择前 30 个特征作为 SDAE 模型的输入数据。故障 13 数据特征选择结果如图 10 所示, 柱状图的高低按照特征权重大小进行排列。

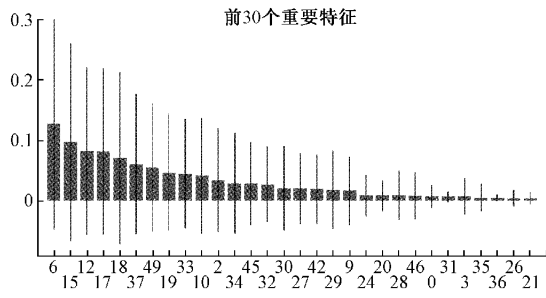


图 10 故障 13 随机森林特征选择结果

Fig. 10 Result of RF feature selection for fault 13

由上述所选特征对 SDAE 进行训练,利用正常数据得到 SPE 控制限,然后对故障数据进行故障监测。故障 13 监测效果图如图 11 所示,虚线为 *SPE* 控制限,实线曲线为 *SPE* 状态曲线,*SPE* 在控制限以下表明状态正常,在控制限上表明发生了故障,SDAE 网络在故障发生时能够监测到故障。

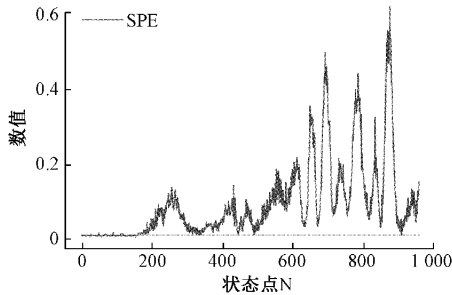


图 11 故障 13 监测效果

Fig. 11 Fault monitoring performance of fault 13

另外,经随机森林算法特征选择的数据输入到 SDAE 模型所用训练时间为 95.293 s,未经筛选的特征输入到 SDAE 模型所用训练时间为 103.969 s,这表明随机森林算法能够降低模型训练时间。

对于故障 8 数据,选择结果如图 12 所示,柱状图的高度代表特征权重的大小,按照降序排列。故障监测效果图如图 13 所示,虚线为控制限,实线为 *SPE* 曲线,SDAE 网络在故障发生时能够监测到故障。

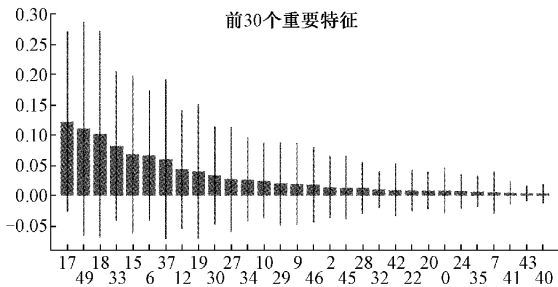


图 12 故障 8 随机森林特征选择结果

Fig. 12 Result of RF feature selection for fault 8

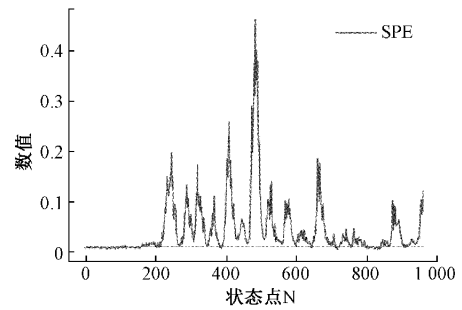


图 13 故障 8 监测效果

Fig. 13 Fault monitoring performance of fault 8

3) 基于 SFTCN 的 TE 过程故障预测

由上述方法提取故障状态特征 *SPE* 后,将其组成时间序列,然后将其划分为训练集和测试集两部分。

故障 13 是反应动力学中具有缓慢漂移的慢变故障,使用前 400 个样本(包含 160 个正常样本和 240 个故障样本)为训练数据集,后 560 个故障样本为测试数据集。

SFTCN 网络参数为:迭代次数为 1 000,网络层数为 4,卷积核为 2,Dropout 为 0.05,滑动窗口长度为 10,batch 为 256,学习率为 0.002,优化器为 adam,损失函数为 mse。模型训练完毕后,保存好网络参数,进而利用训练好的模型对故障的状态趋势进行预测,预测结果如图 14 所示,带“圆点”曲线为预测值,虚线为真实值。

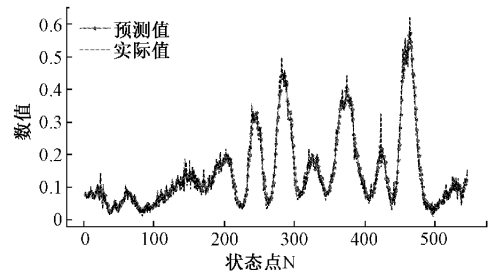


图 14 SFTCN 网络故障 13-SPE 预测效果

Fig. 14 Fault 13-SPE prediction result chart of SFTCN

由图 14 可看出,SFTCN 算法的预测结果能够完全拟合故障的状态趋势,有很好的预测效果。对随机故障 8 的状态特征 *SPE* 进行建模预测,效果如图 15 所示,SFTCN 算法也能够完全拟合 *SPE* 的动态趋势,预测效果比较好。

为直观表明模型的有效性,采用 MAE、RMSE、MAPE 和 R^2 对预测效果进行评价,评价指标结果如表 1 所示,对于缓慢漂移故障和随机故障,SFTCN 网络的预测精度都比较高。

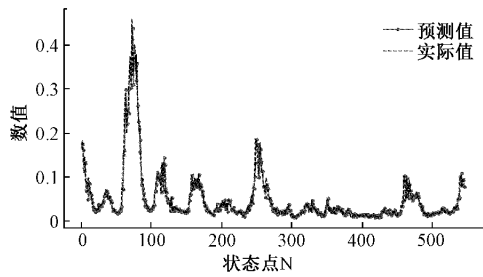


图 15 SFTCN 网络故障 8-SPE 趋势预测

Fig. 15 Fault 8-SPE prediction result chart of SFTCN

表 1 SFTCN 上的 SPE 预测评价指标

Table 1 Evaluation index of SPE prediction based on SFTCN

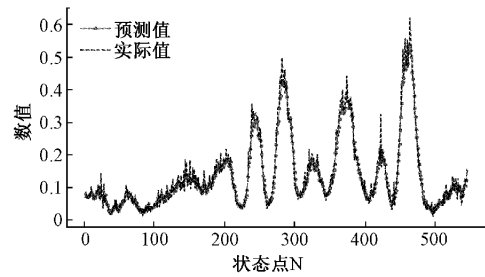
	MAE	RMSE	MAPE	R ²
故障 13	0.015 70	0.020 68	0.159 01	96.87
故障 8	0.002 61	0.005 43	0.054 47	99.30

为了定量分析本方法的优越性,采用 STCN、TCN、LSTM 和 GRU 网络对工业过程故障的状态趋势进行预测。其中,STCN、TCN 网络设置与 SFTCN 相同。LSTM 和 GRU 网络最大迭代次数、网络层数、Dropout、滑动窗口长度、batch、学习率、优化器和损失函数也与 SFTCN 相同。

对于故障 13,STCN、TCN、LSTM 和 GRU 对比试验预测效果图和评价指标分别如图 16(a)~(d)和表 2 所示,圆点曲线为预测值,虚线为真实值。其中,图 16(a)为 STCN 网络预测效果,拟合效果比较好;图 16(b)为 TCN 网络预测效果,图 16(c)为 LSTM 网络预测的 SPE 趋势,图 16(d)为 GRU 网络预测效果,3 个网络在 SPE 动态趋势的峰值上皆有偏差。同时,TCN 系列(SFTCN、STCN、TCN)方法所用时间低于 LSTM 和 GRU 模型训练所用的时间。

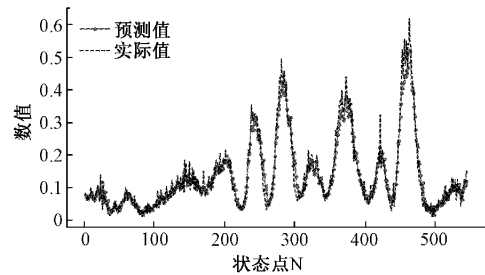
为了验证 Swish 函数比 ReLU 激活函数的优越性,对 STCN 和 TCN 网络实验结果数据进行分析,由图 16(a)~(b)及表 2 可以看出,STCN 网络能够对 SPE 状态趋势进行很好的预测,TCN 网络预测则存在较大的波动。在评价指标上,STCN 在 TCN 基础上改善很多,其中 R² 提高了 1.73%,MAE 降低了 0.003 9, RMSE 降低了 0.004 86, MAPE 降低了 0.043 45。由预测曲线图和指标分析结果可以验证 Swish 激活函数的优越性。

对于故障 8,采用同样的方法进行实验,预测效果图如图 17(a)~(d)和表 3 所示,图 17(a)为 STCN 预测效果,图 17(b)为 TCN 预测的 SPE 趋势,图 17(c)为 LSTM 预测的 SPE 趋势,图 17(d)为 GRU 预测的 SPE 趋势,带圆点的曲线为 SPE 预测值,虚线为 SPE 实际值。



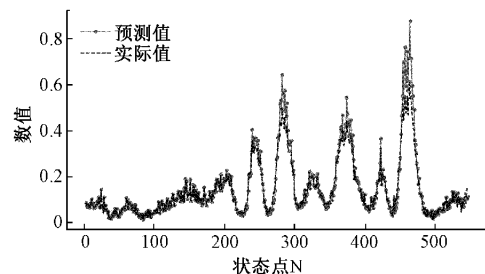
(a) 故障13: SPE-TCN预测效果

(a) Fault 13:SPE prediction result chart of STCN



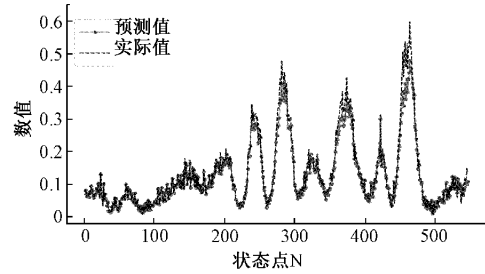
(b) 故障13: SPE-TCN预测效果

(b) Fault 13:SPE prediction result chart of TCN



(c) 故障13: SPE-LSTM预测效果

(c) Fault 13:SPE prediction result chart of LSTM



(d) 故障13: SPE-LGRU预测效果

(d) Fault 13:SPE prediction result chart of LGRU

图 16 故障 13 预测效果

Fig. 16 SPE prediction result of fault 13

表 2 故障 13-算法在评价指标上的比较

Table 2 Fault 13-comparison of algorithms in evaluation index

方法	MAE	RMSE	MAPE	R ²	时间/s
SFTCN	0.015 7	0.020 68	0.159 01	96.87	48.97
STCN	0.015 8	0.021 60	0.157 63	96.60	47.83
TCN	0.019 7	0.026 26	0.201 08	94.97	48.67
LSTM	0.027 7	0.039 49	0.257 36	92.13	71.14
GRU	0.026 7	0.032 55	0.245 36	92.25	62.91

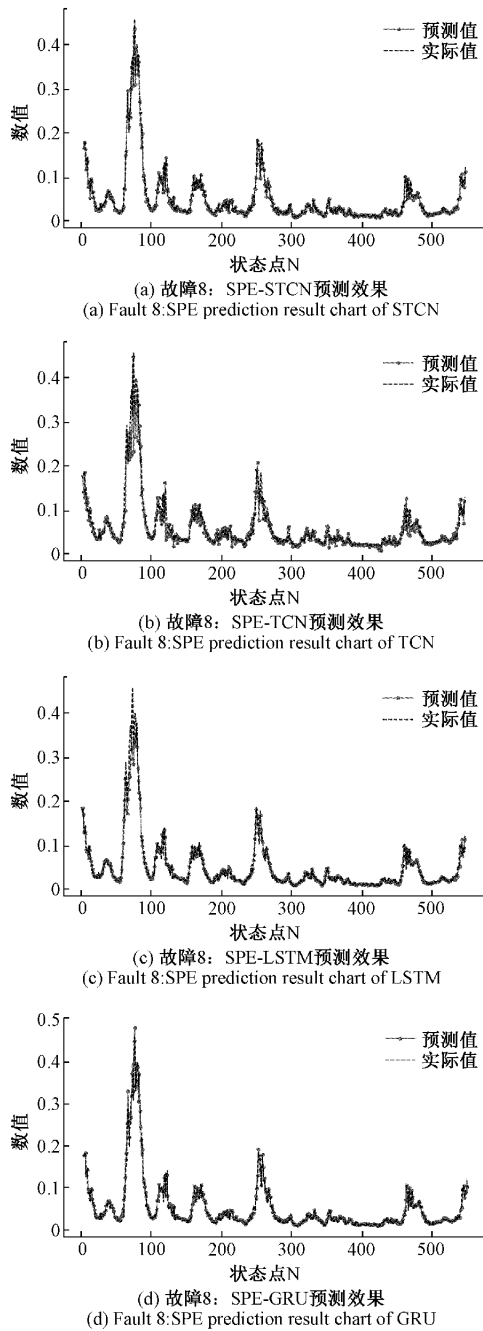


图 17 故障 8 预测效果

Fig. 17 SPE prediction result of fault 8

表 3 故障 8-算法在评价指标上的比较

Table 3 Fault 8: comparison of algorithms in evaluation index

方法	MAE	RMSE	MAPE	R ²	时间/s
SFTCN	0.002 61	0.005 43	0.054 5	99.30	54.17
STCN	0.003 91	0.005 82	0.107 2	99.16	54.53
TCN	0.006 93	0.012 76	0.148 4	96.14	53.74
LSTM	0.007 80	0.015 45	0.149 8	94.82	72.21
GRU	0.007 10	0.014 14	0.147 8	95.53	67.58

根据故障 8 数据结果进行分析,对于随机故障,本文提出的 SFTCN 网络对故障状态预测的精度比 TCN、LSTM 和 GRU 网络提高很多。同时,TCN 系列网络在训练时间上要低于 LSTM 和 GRU 所用的时间。另外,由图 17(a)~(b)及表 3 可以看出,在评价指标上,STCN 在 TCN 基础上改善很多,其中 R² 提高了 3.02%,MAE 降低了 0.003 02, RMSE 降低了 0.006 94, MAPE 降低了 0.040 22,这表明 Swish 激活函数能够提高 TCN 的预测精度。

3.2 美国密歇根大学 IMS 滚动轴承全寿命实验平台

1) 数据介绍

为进一步验证所提方法的效果,采用密歇根大学的智能维修中心(center for intelligent maintenance systems, IMS)实测的滚动轴承全生命数据进行验证。实验台如图 18 所示,有 4 个型号 Rexnord ZA-2115 的双列轴承,电机与轴承通过皮带连接,在实验时,转速始终保持在 2 000 r/min,轴承承受的径向载荷为 2 721.5 kg。数据采集频率为 20 kHz,10 min 采样一次,每次采集 20 480 个点。

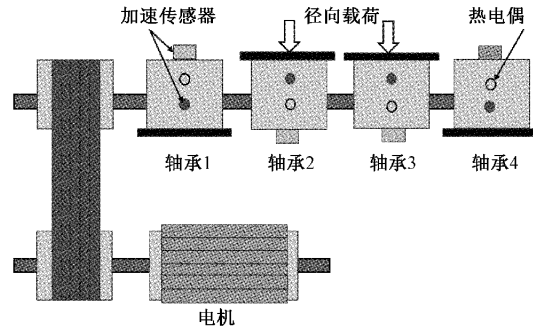


图 18 全寿命数据采集实验台

Fig. 18 Experiment platform full-life data acquisition

在同样条件下做了 3 组实验,每组实验数据皆为 4 个轴承从开始到失效的全过程数据。其中,第二组数据描述的是轴承 1 发生故障的情况。本文采用一个该轴承的全寿命周期振动信号完成分析,到实验结束,采集的数据为 984×4 的数据矩阵。

2) 基于降噪自编码网络的轴承故障监测

利用 RF 进行特征选择,去除轴承 4 的数据(与故障相关性较小,仅在接近失效时才出现故障),采用前 500 个正常数据集为训练数据,后 484 个正常和异常数据集为测试数据。故障监测结果如图 19 所示,虚线为 SPE 控制限,实线曲线为测试数据 SPE 的趋势。从图 19 中可看出,在 50 时刻左右发生微小故障时,SDAE 网络能够监测出故障。

3) 基于 SFTCN 的轴承故障预测

将上述方法获取的轴承状态特征 SPE 先组成时间序列,然后分为训练数据和测试数据,前 200 个数据作为训练

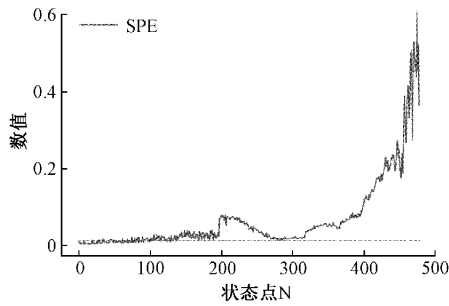
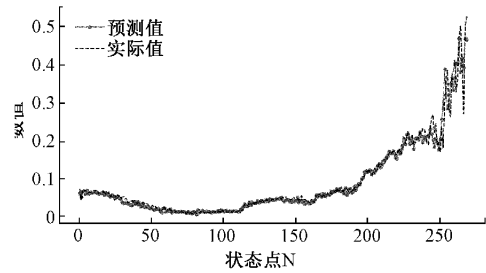


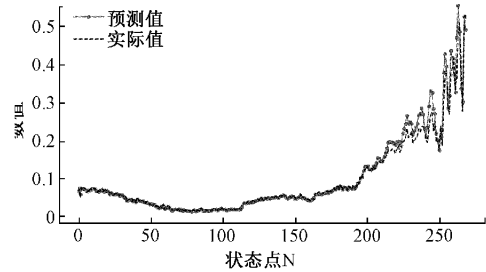
图 19 轴承监测效果

Fig. 19 Results of bearing monitoring

集,后 284 个为测试集。SFTCN、STCN、TCN、LSTM 和 GRU 5 个网络参数与实验 1 模型参数相同。各方法在滚动轴承 SPE 状态预测上的对比如图 20(a)~(e)所示,其中,图 20(a)为 SFTCN 的预测效果,图 20(b)为 STCN 预测效果,图 20(c)为 TCN 预测的 SPE 状态趋势,图 20(d)为 LSTM 预测的 SPE 状态趋势,图 20(e)为 GRU 预测的 SPE 状态趋势,圆点曲线为 SPE 预测值,虚线为 SPE 实际值。各种算法在评价指标上的对比结果如表 4 所示。



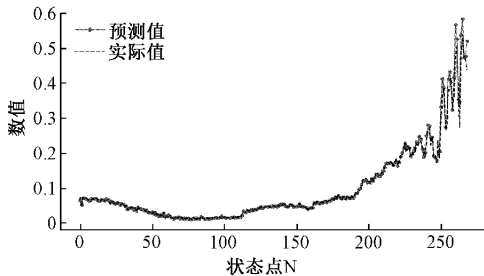
(d) 轴承: SPE-LSTM预测效果
(d) Bearing:SPE prediction result chart of LSTM



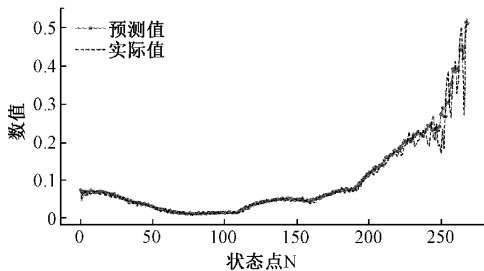
(e) 轴承: SPE-GRU预测效果
(e) Bearing:SPE prediction result chart of GRU

图 20 轴承 SPE 预测效果

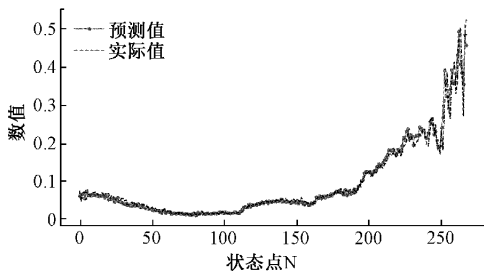
Fig. 20 SPE prediction result of bearing



(a) 轴承: SPE-SFTCN预测效果
(a) Bearing:SPE prediction result chart of SFTCN



(b) 轴承: SPE-STCN预测效果
(b) Bearing:SPE prediction result chart of STCN



(c) 轴承: SPE-TCN预测效果
(c) Bearing:SPE prediction result chart of TCN

表 4 轴承故障-算法在评价指标上的比较

Table 4 Bearing Fault: Comparison of algorithms in evaluation index

方法	MAE	RMSE	MAPE	R ²	时间/s
SFTCN	0.008 82	0.019 36	0.093 95	96.56	22.12
STCN	0.008 96	0.019 59	0.095 62	96.47	21.84
TCN	0.013 81	0.027 34	0.132 30	93.70	21.65
LSTM	0.011 61	0.028 32	0.115 40	92.93	30.42
GRU	0.012 74	0.028 96	0.126 50	92.34	25.58

由预测效果图 20(a)~(e)和表 4 可以看出,对轴承数据,TCN、LSTM 和 GRU 网络都能够很好的预测故障的状态趋势。但是相对于 TCN 以及基础的 LSTM 和 GRU 网络,本文提出的 SFTCN 网络,在 4 种评价指标上都有很大的改善,其中 R² 提高了 2.86% 以上,MAE、RMSE 和 MAPE 分别降低了 0.007 4、0.008 和 0.038 3 左右,所提出的方法更能精确有效的进行故障状态趋势预测。同时,在模型训练时间上,TCN 系列模型训练时间要低于 LSTM 和 GRU 所用时间。

另外由图 20(a)~(b)和表 4 可以看出,STCN 和 TCN 网络都能够对 SPE 的趋势进行很好的预测,但是在评价指标上,STCN 在 TCN 基础上改善很多,其中 R² 提高了 2.77%,MAE 降低了 0.004 85, RMSE 降低了 0.007 76, MAPE 降低了 3.668%,表明 Swish 激活函数能够提高 TCN 的预测精度。

4 结 论

复杂工业过程数据的高维度、非线性等特性,导致其故障监测系统运行存在计算量大、运算耗时长等缺陷。为尽快发现复杂工业过程的故障状态,精确预测故障的趋势,以便于工作人员早期应对,本文提出一种基于降噪自编码和 SFTCN 网络的复杂工业故障状态趋势预测方法。首先,利用 RF 筛选出与故障相关的特征变量作为 SDAE 的输入数据。然后,利用堆栈降噪自编码网络重构输入数据的原始特征,利用重构误差构造 SPE 统计量作为故障的状态特征。最后,提出一个基于 Swish 激活函数和 FRN 规范化的时间卷积网络,利用 SFTCN 预测 SPE 的状态趋势。通过在 TE 过程仿真平台数据和 IMS 轴承全生命周期数据上的实验验证,表明 SFTCN 算法在预测精度方面较 TCN、LSTM 和 GRU 网络有很大的提高。对于两种不同类型的数据,SFTCN 算法在评价指标 R^2 上能够提高 3% 左右,MAPE 在 TCN 基础上至少降低 20.9%。SFTCN 算法能够准确地对复杂工业过程的故障状态进行预测,有利于工作人员早期发现故障,对系统维修具有一定的指导意义。

参考文献

- [1] ZHAO C H, SUN Y. Multispace total projection to latent structures and its application to online process monitoring[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2014, 22(3): 868-883.
- [2] HE B, ZHANG J, CHEN T, et al. Penalized reconstruction-based multivariate contribution analysis for fault isolation [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2013, 52(23): 7784-7794.
- [3] SUBRAHMANYA N, SHIN Y C. A data-based framework for fault detection and diagnostics of non-linear systems with partial state measurement[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, 26(1): 446-455.
- [4] PIETER V D K, VANLAER J, GINS G, et al. Analysis of smearing-out in contribution plot based fault isolation for statistical process control[J]. *Chemical Engineering Science*, 2013, 104(Complete): 285-293.
- [5] ZHAO C H, SUN Y X, GAO F R. A multiple-time-region (MTR)-based fault subspace decomposition and reconstruction modeling strategy for online fault diagnosis[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2012, 51(34): 11207-11217.
- [6] ZHAO C H, WANG W. Efficient faulty variable selection and parsimonious reconstruction modelling for fault isolation[J]. *Journal of Process Control*, 2016, 38: 31-41.
- [7] HENG A, ZHANG S, TAN A C C, et al. Rotating machinery prognostics: State of the art, challenges and opportunities [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(3): 724-739.
- [8] 陈志强, 陈旭东, José Valente de Olivira, 等. 深度学习在设备故障预测与健康中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(9): 206-226.
CHEN ZH Q, CHEN X D, JOSÉ V D O, et al. Application of deep learning in equipment prognostics and health management [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(9): 206-226.
- [9] 彭宇, 刘大同. 数据驱动故障预测和健康管理的综述[J]. *仪器仪表学报*, 2014, 35(3): 481-495.
PENG Y, LIU D T. Data-driven prognostics and health management: A review of recent advances [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(3): 481-495.
- [10] 年夫顺. 关于故障预测与健康管理的几点认识 [J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(8): 1-14.
NIAN F SH. Viewpoints about the prognostic and health management [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(8): 1-14.
- [11] FAN M, ZENG Z, ZIO E, et al. A sequential bayesian approach for remaining useful life prediction of dependent competing failure processes [J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2019, 68(1): 317-329.
- [12] ZHONG K, HAN M, HAN B. Data-driven based fault prognosis for industrial systems: A concise overview[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2020, 7(2): 330-345.
- [13] CHELIDZE D, CUSUMANO J P. A dynamical systems approach to failure prognosis [J]. *Journal of Vibration and Acoustics*, 2004, 126(1): 2-8.
- [14] ZHAO C H, GAO F R. Critical-to-fault-degradation variable analysis and direction extraction for online fault prognostic [J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2017, 25(3): 842-854.
- [15] 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 Y Y, LI F, TANG B P, 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.
- [16] 曾大懿, 杨基宏, 邹益胜, 等. 基于并行多通道卷积长短时记忆网络的轴承寿命预测方法[J]. 中国机械工程, 2020, 31(20): 2454-2462+2471.
- ZENG D Y, YANG J H, ZOU Y SH, et al. Bearing life prediction method based on PMCCNN-LSTM[J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(20): 2454-2462 + 2471.
- [17] WU Q H, DING K Q, HUANG B Q. Approach for fault prognosis using recurrent neural network[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2020, 31: 1-13.
- [18] 刘文彪, 段礼祥, 耿帆, 等. 基于 CNN-BLSTM 网络的轴承性能退化预测[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(2): 80-86.
- LIU W B, DUAN L X, GENG F, et al. Bearing performance degradation prognosis based on CNN-BLSTM network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35 (2): 80-86.
- [19] 王震, 黄如意, 李霁蒲, 等. 一种用于故障分类与预测的多任务特征共享神经网络[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 169-177.
- WANG ZH, HUANG R Y, LI J P, et al. Multi-task feature sharing neural network used for fault diagnosis and prognosis[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 169-177.
- [20] BAI SH J, KOLTER J Z, KOLTUN V. An empirical evaluation of generic convolutional and recurrent networks for sequence modeling [J]. ArXiv Preprint, 2018, ArXiv:1803. 01271.
- [21] YANG W S, YAO Q F, YE K J, et al. Empirical mode decomposition and temporal convolutional networks for remaining useful life estimation[J]. International Journal of Parallel Programming, 2019, 48(5): 1-19.
- [22] 于重重, 宁亚倩, 秦勇, 等. 基于 T-SNE 样本熵和 TCN 的滚动轴承状态退化趋势预测[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(8): 39-46.
- YU CH CH, NING Y Q, QIN Y, et al. Prediction of rolling bearing state degradation trend based on T-SNE sample entropy and TCN [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(8): 39-46.
- [23] WANG Y J, ZHANG Y C, LI H G. Adapted receptive field temporal convolutional networks with bar-shaped structures tailored to industrial process operation models[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2020, 59(13): 5482-5490.
- [24] 黄睿, 杜文娟, 王海风. 计及湍流强度的风电功率短期预测[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1907-1914.
- HUANG R, DU W J, WANG H F. Short-term prediction of wind power considering turbulence intensity [J]. Power Grid Technology, 2019, 43(6): 1907-1914.
- [25] 石欣, 范智瑞, 张杰毅, 等. 基于 LMS-随机森林的肌电信号下肢动作快速分类[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(6): 218-224.
- SHI X, FAN ZH R, ZHANG J Y, et al. Fast classification of lower limb movements based on LMS random forest [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(6): 218-224.
- [26] 黄南天, 王达, 刘座铭, 等. 复杂噪声环境下电能质量复合扰动特征选择[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(4): 82-90.
- HUANG N T, WANG D, LIU Z M, et al. Feature selection of composite power quality disturbances under complex noise environment [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 82-90.
- [27] 施文, 陆宁云, 姜斌, 等. 数据驱动的地铁车门微小故障智能诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 192-201.
- SHI W, LU N Y, JIANG B, et al. Data-driven intelligent incipient fault diagnosis for subway vehicle door system [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 192-201.
- [28] 高学金, 刘腾飞, 徐子东, 等. 基于循环自动编码器的间歇过程故障监测[J]. 化工学报, 2020, 71(7): 3172-3179.
- GAO X J, LIU T F, XU Z D, et al. Intermittent process fault monitoring based on recurrent autoencoder [J]. CIESC Journal, 2020, 71 (7): 3172-3179.
- [29] 王普, 李春蕾, 高学金, 等. 基于角结构统计量的 MKECA 间歇过程故障监测[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(1): 174-180.
- WANG P, LI CH L, GAO X J, et al. Research on batch process monitoring method based on multi-way kernel entropy component analysis and angular structure statistic [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,

2017, 38(1): 174-180.

- [30] 邱天, 丁艳军, 吴占松. 基于主元分析的故障可检测性的统计指标比较[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2006(8): 1447-1450.
- QIU T, DING Y J, WU ZH S. Sensor fault detection statistics based on principal component analysis [J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2006 (8): 1447-1450.
- [31] SAMUEL R T, CAO Y. Nonlinear process fault detection and identification using kernel PCA and kernel density estimation[J]. Systems Science & Control Engineering, 2016, 4(1): 1-9.
- [32] RAMACHANDRAN P, ZOPH B, LE Q V. Swish: A self-gated activation function[J]. ResearchGate, 2017: 994.
- [33] SINGH S, KRISHNAN S. Filter response normalization layer: Eliminating batch dependence in the training of deep neural networks[J]. ArXiv Preprint, 2019, ArXiv: 1911.09737.

作者简介



高学金, 2006年于北京工业大学获得博士学位, 现为北京工业大学教授, 主要研究方向为复杂系统建模与控制、工业过程监控与故障诊断, 地铁车站通风空调系统节能与故障诊断等。

E-mail: gaouxuejin@bjut.edu.cn

Gao Xuejin received his Ph. D. degree from Beijing University of Technology in 2006. He is currently a professor at Beijing University of Technology. His main research interests include modeling and control for complex system, industrial process monitoring and fault diagnosis, energy saving and fault diagnosis of ventilation and air conditioning system in subway station.



马东阳, 2012年于河南理工大学获得学士学位, 现为北京工业大学硕士研究生, 主要研究方向为复杂工业过程故障监测与故障预测。

E-mail: 18692278255@163.com

Ma Dongyang received his B. Sc. degree from Henan Polytechnic University in 2012. He is currently a master student at Beijing University of Technology. His main research interest is fault monitoring and prediction of complex industrial process.



韩华云 (通信作者), 2014年于内蒙古大学获得学士学位, 2020年于北京大学获得博士学位, 现为北京工业大学讲师, 主要研究方向为故障诊断、容错控制与非线性系统控制。

E-mail: hhyun@bjut.edu.cn

Han Huayun (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Inner Mongolia University in 2014, and received her Ph. D. degree from Peking University in 2020. She is currently a lecturer at Beijing University of Technology. Her main research interests include fault diagnosis, fault-tolerant control and nonlinear system control.